



TESIS - KI142502

***RADIATING COMPONENT NORMALIZED GENERALIZED
GRADIENT VECTOR FLOW SNAKE* UNTUK SEGMENTASI CITRA
SEL TUNGGAL SMEAR SERVIKS**

NURSUCI PUTRI HUSAIN
5115201013

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN KOMPUTASI CERDAS DAN VISUALISASI
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



THESIS - KI142502

**RADIATING COMPONENT NORMALIZED GENERALIZED
GRADIENT VECTOR FLOW SNAKE FOR SINGLE CELL CERVICAL
SMEAR IMAGE SEGMENTATION**

**NURSUCI PUTRI HUSAIN
5115201013**

**SUPERVISOR
Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.**

**MASTER PROGRAM
THE EXPERTISE OF INTELLIGENT COMPUTING AND VISION
DEPARTMENT OF INFORMATICS
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Komputer (M.Kom.)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

oleh:

Nursuci Putri Husain

Nrp. 5115201013

Dengan judul :


Radiating Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake Untuk
Segmentasi Citra Sel Tunggal Smear Serviks

Tanggal Ujian : 5-1-2017

Periode Wisuda : 2016 Gasal

Disetujui oleh:


Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom, M.Kom
NIP. 197512202001122002


(Pembimbing 1)

Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom
NIP. 197208091995121001


(Penguji 1)

Dr. Darlis Heru Murti, S.Kom, M.Kom
NIP. 197712172003121001


(Penguji 2)

Bilqis Amaliah, S.Kom, M.Kom
NIP. 197509172001122002


(Penguji 3)

Direktur Program Pasca Sarjana,

an. Direktur Program Pascasarjana



Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP. 196012021987011001

RADIATING COMPONENT NORMALIZED GENERALIZED GRADIENT VECTOR FLOW SNAKE UNTUK SEGMENTASI CITRA SEL TUNGGAL SMEAR SERVIKS

Nama : Nursuci Putri Husain
NRP : 5115201013
Pembimbing : Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.

ABSTRAK

Pemeriksaan pap smear merupakan prosedur penapisan manual yang digunakan untuk mendeteksi sel-sel kanker serviks. Analisis hasil pemeriksaan pap smear secara manual memiliki banyak kelemahan yaitu membutuhkan banyak tenaga ahli dibidang patologi dan rawan terhadap kesalahan. Sebuah sistem penyaringan otomatis dan akurat untuk hasil pemeriksaan pap smear akan sangat bermanfaat dalam mengatasi kelemahan tersebut. Langkah yang paling utama dari sistem tersebut adalah proses segmentasi dari sel nukleus dan sitoplasma pada citra sel tunggal hasil pemeriksaan pap smear. Sebuah algoritme pengganti energi eksternal pada *snake* dapat digunakan untuk mendapatkan kontur nukleus dan sitoplasma pada citra sel tunggal smear serviks, salah satunya adalah *Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (CNGGVFS). Namun, CNGGVFS menggunakan fungsi *edge map* konvensional dalam memodelkan *snake* yang belum mampu mendeteksi daerah nukleus dari citra sel tunggal smear serviks dengan benar.

Penelitian ini mengusulkan sebuah metode untuk segmentasi citra sel tunggal smear serviks menggunakan *Radiating Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (RCNGGVFS). Metode ini memanfaatkan perhitungan *Radiating Edge Map* (REM) dalam pencarian *edge map* pada metode CNGGVFS. Proses segmentasi pada penelitian ini terdiri atas 3 tahapan utama, yaitu: pra proses, segmentasi awal, dan segmentasi kontur. Pada tahap pra proses, citra sel tunggal smear serviks yang berada pada ruang warna RGB dikonversi ke dalam ruang warna CIELAB, dan kanal L dinormalisasi untuk mendapatkan citra *grayscale*. Kemudian, proses segmentasi awal pada penelitian ini menggunakan metode *Fuzzy C-Means Non Local Spatial* (FCM_NLS) untuk mendapatkan tekstur dari citra sel tunggal smear serviks. Tahap terakhir adalah tahap segmentasi kontur dengan metode RCNGGVFS sebagai fungsi energi eksternal *snake* yang bertujuan untuk mendapatkan kontur nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks yang lebih optimal.

Berdasarkan uji coba, nilai rata-rata ZSI dan akurasi untuk segmentasi nukleus adalah 88,06% dan 95,34% . Kemudian, nilai rata-rata ZSI dan akurasi untuk segmentasi sitoplasma adalah 87,16% dan 83,48%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu mendeteksi area nukleus lebih optimal dibanding dengan metode konvensional dan metode lainnya.

Kata Kunci: Segmentasi citra, citra sel tunggal smear serviks, *Radiating Edge Map*, *Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (CNGGVFS), *Fuzzy C-Means Non Local Spatial* (FCM_NLS).

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

RADIATING COMPONENT NORMALIZED GENERALIZED GRADIENT VECTOR FLOW SNAKE FOR SINGLE CELL CERVICAL SMEAR IMAGE SEGMENTATION

Name : Nursuci Putri Husain
Student Identity Number : 5115201013
Supervisor : Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.

ABSTRACT

Pap smear test is a manual screening procedures that used to detect cervical cancer cells. Analysis of the results of Pap smear test by manual has many weaknesses, such as the need for experts in pathology in large numbers and the tendency for errors. An automatic and accurate screening system for pap smear test results will be very helpful in overcoming those weaknesses. The most important step of the screening system is segmentation of the nucleus and cytoplasm of the single cell image in Pap smear test results. An external force algorithm for active contour (snake) can be used to get the contour of the nucleus and cytoplasm of cervical smear image, for example Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake (CNGGVFS) method. However, CNGGVFS using a conventional calculation of edge map can not detect the nucleus area correctly in single cell cervical smear image segmentation.

In this study, we proposed a new method for single cell cervical smear image segmentation using Radiating Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake (RCNNGGVFS). This method used Radiating Edge Map (REM) calculation to search the edge map in CNGGVFS method. The segmentation process of this study consists of three main stages, they are: pre process, initial segmentation and contour segmentation. In the pre process stage, single cell cervical smear image will be converted from RGB color space into CIELAB color space, and the L channel is normalized to get a grayscale image. Then, in the initial segmentation process, Fuzzy C-Means Non Local Spatial (FCM_NLS) is used to get the texture of cervical smear images. The last stage is segmentation contour using RCNNGGVFS as an external force for snake that aims to get the contour of the nucleus and cytoplasm of cervical smear image optimally.

Based on the experimental result, the average value of ZSI and accuracy for nucleus segmentation is 88.06% and 95.34%. Then, the average value of ZSI and accuracy for cytoplasm segmentation is 87.16% and 83.48%. The experimental result show that the proposed method can detect the nucleus area optimally than the conventional method and other methods.

Keywords: Image segmentation, single cell cervical smear image, Radiating Edge Map, Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake (CNGGVFS), Fuzzy C-Means Non Local Spatial (FCM_NLS).

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah *rabbi'l'alamin*. Puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT atas berkat, rahmat dan hidayah-Nya, penyusunan Tesis ini dapat diselesaikan. Tesis ini dibuat sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan Program Studi Magister di Institut Teknologi Sepuluh November Surabaya. Penulis menyadari bahwa Tesis ini dapat diselesaikan karena dukungan dari berbagai pihak, baik dalam bentuk dukungan moral dan material.

Melalui kesempatan ini dengan kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan setinggi-tingginya kepada semua orang untuk semua bantuan yang telah diberikan, antara lain kepada:

1. Ayahanda tercinta Husain Halik S.Sos dan Ibunda tercinta Hj. Rusneni untuk semua doa, pengorbanan dan usaha yang tak kenal lelah telah mendidik dan membimbing dengan penuh ketulusan untuk keberhasilan penulis.
2. Retno Hardiyanti, Sri Wulandari, Aditya Saputra dan seluruh keluarga yang selalu berdoa dan memberikan dukungan.
3. Ibu Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom, M.Kom selaku pembimbing yang senantiasa memberikan arahan dan bimbingan kepada penulis. Semoga Allah SWT senantiasa merahmati Ibu dan keluarga.
4. Bapak Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom., Dr. Darlis Herumurti, S.Kom, M.Kom., dan Ibu Bilqis Amaliah, S.Kom, M.Kom sebagai tim Penguji Tesis yang memberikan masukan dan kritik yang membangun untuk Tesis ini.
5. Seluruh dosen S2 Teknik Informatika yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan kepada penulis selama menempuh studi.
6. Teman seperjuangan, Mbak Santi, Fony, Raras, Riska, dan teman seangkatan lainnya yang tidak dapat disebutkan satu persatu, terima kasih atas bantuan dan motivasi yang telah diberikan.

Akhirnya dengan segala kerendahan hati penulis menyadari masih banyak terdapat kekurangan pada Tesis ini. Oleh karena itu, segala tegur sapa dan kritik

yang sifatnya membangun sangat penulis harapkan demi kesempurnaan Tesis ini. Penulis berharap bahwa perbuatan baik dari semua orang yang dengan tulus memberikan kontribusi terhadap penyusunan Tesis ini mendapatkan pahala dari Allah. *Aamiin Alluhamma Aamiin.*

Surabaya, Desember 2016

Nursuci Putri Husain

DAFTAR ISI

ABSTRAK	i
ABSTRACT	ii
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Tujuan Penelitian	4
1.3 Perumusan Masalah	4
1.4 Batasan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Kontribusi Penelitian	5
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	7
2.1 Kanker serviks	7
2.2 Pemeriksaan Pap Smear	7
2.3 Segmentasi Citra	8
2.3.1. Segmentasi Citra <i>Grayscale</i>	9
2.3.2. Segmentasi Citra Berwarna	9
2.4 Ruang Warna CIELAB	10
2.5 Analisis Klaster	11
2.5.1 <i>Fuzzy C-Means</i>	12
2.5.2 <i>Fuzzy C-Means Non Local Spatial</i>	14
2.6 <i>Active Contour</i>	16
2.6.1 <i>Gradient Vector Flow Snake</i>	18
2.6.2 <i>Generalized Gradient Vector Flow Snake</i>	20
2.6.3 <i>Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake</i>	21
2.7 <i>Radiating Edge Map</i>	22
2.8 <i>Radiating Gradient Vector Flow Snake</i>	24

BAB 3 METODE PENELITIAN	25
3.1 Tahapan Penelitian	25
3.1.1 Studi Literatur	25
3.1.2 Analisis Masalah dan Desain Sistem	25
3.1.3 Implementasi Metode	26
3.1.4 Pengujian dan Analisis	26
3.1.5 Penulisan Laporan	26
3.2 Data Input	26
3.3 Rancangan Metode	27
3.3.1 Pra Proses	28
3.3.2 Segmentasi Awal	29
3.3.2.1 Segmentasi FCM_NLS	30
3.3.2.2 Ekstraksi Kontur Awal	32
3.3.2.3 Pelabelan <i>centroid</i>	32
3.3.3 Segmentasi Kontur dengan RCNGGVFS	32
3.3.3.1 Perhitungan <i>Radiating Edge Map</i>	34
3.3.3.2 <i>Component Normalized Generalized Gradient Vector</i> <i>Flow Snake</i>	35
3.3.3.3 Deformasi <i>Snake</i>	35
3.4 Uji Coba	35
3.5 Evaluasi	36
BAB 4 UJI COBA DAN ANALISIS HASIL	39
4.1 Lingkungan Uji Coba	39
4.2 Data Uji Coba	39
4.3 Hasil Uji Coba	39
4.3.1 Hasil Uji Coba Skenario 1	39
4.3.2 Hasil Uji Coba Skenario 2	44
4.4 Analisis Hasil Uji Coba	49
BAB 5 PENUTUP	55
5.1 Kesimpulan	55
5.2 Saran	55
DAFTAR PUSTAKA	57

LAMPIRAN 1	60
LAMPIRAN 2	73
BIOGRAFI PENULIS	75

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Citra sel tunggal smear serviks dari Departemen Patologi Rumah Sakit Universitas Herlev (Jantzen et al. 2006)	8
Gambar 2.2 Contoh citra asli dan citra hasil segmentasi (Zhao et al. 2016)	9
Gambar 2.3 Ilustrasi segmentasi citra berwarna	10
Gambar 2.4 Ilustrasi koordinat $L, a^*,$ dan b^* (Ganesan et al. 2010)	11
Gambar 2.5 Contoh pengelompokan data	12
Gambar 2.6 Contoh penerapan <i>active contour</i> atau <i>snake</i> (a) Kontur inisial; (b) tradisional <i>snake</i> ; (c) GVF. (Xu et al. 1998)	19
Gambar 2.7 Contoh <i>edge map</i> (Li et al. 2012)	19
Gambar 2.8 Ilustrasi <i>radiating line</i> (Li et al. 2012)	22
Gambar 3.1 Tahapan Penelitian	25
Gambar 3.2 Contoh citra sel tunggal smear serviks berserta citra <i>groundtruth</i>	26
Gambar 3.3 Desain sistem yang diusulkan	28
Gambar 3.4 Diagram alir pra proses citra smear serviks	28
Gambar 3.5 Perbandingan citra smear serviks (a) citra asli, (b) citra CIELAB kanal L, dan (c) citra <i>grayscale</i>	29
Gambar 3.6 Diagram alir segmentasi awal	30
Gambar 3.7 Diagram alir segmentasi FCM_NLS	31
Gambar 3.8 Diagram alir segmentasi kontur dengan RCNGGVFS.	34
Gambar 4.1 Hasil segmentasi beberapa citra sel tunggal smear serviks pada uji coba pertama (a) citra asli (b) <i>groundtruth</i> (c) Hasil segmentasi menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS (d) Hasil segmentasi menggunakan CNGGVFS & FCM_NLS	41
Gambar 4.2 Contoh citra yang dapat dianalisis pada metode RCNGGVFS & FCM_NLS namun tidak dapat dianalisis pada metode RGVFS & FCM dan RGVFS & <i>K-means</i>	45

Gambar 4.3	Contoh hasil segmentasi menggunakan metode FCM_NLS.....	45
Gambar 4.4	Hasil segmentasi (a) citra asli (b) <i>groundtruth</i> (c) metode RCNGGVFS & FCM_NLS (d) RGVFS & <i>K-means</i> (e) RGVFS & FCM.....	46
Gambar 4.5	Contoh citra sel tunggal smear serviks kelas <i>normal superficial</i>	50

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Distribusi 917 citra sel tunggal smear serviks dalam <i>database</i> Herlev (Jantzen et al. 2006)	27
Tabel 3.2 <i>Confusion matrix</i>	37
Tabel 4.1 Jumlah citra yang dapat dianalisis	40
Tabel 4.2 Evaluasi segmentasi nukleus citra sel tunggal smear serviks menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS dan CNGGVFS & FCM_NLS	42
Tabel 4.3 Evaluasi segmentasi sitoplasma citra sel tunggal smear serviks menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS dan CNGGVFS & FCM_NLS	43
Tabel 4.4 Perbandingan jumlah citra yang dapat dianalisis tiap metode pada uji coba kedua	44
Tabel 4.5 Evaluasi segmentasi nukleus citra sel tunggal smear serviks menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS, RGVFS & FCM dan RGVFS & <i>K-means</i>	47
Tabel 4.6 Evaluasi segmentasi sitoplasma citra sel tunggal smear serviks menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS, RGVFS & FCM dan RGVFS & <i>K-means</i>	49
Tabel 4.7 Nilai rata-rata akurasi dari semua kelas citra sel tunggal smear serviks	52
Tabel 4.8 Nilai rata-rata ZSI dari semua kelas citra sel tunggal smear serviks	52

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kanker serviks merupakan jenis kanker ketiga yang paling sering didiagnosis dan salah satu penyebab utama kematian pada wanita di seluruh dunia. Tercatat 9% (529,800 orang) total kasus kanker serviks dan 8% (275,100 orang) total kematian akibat kanker serviks dikalangan perempuan di seluruh dunia pada Tahun 2008 (Jemal et al. 2011). Prognosis untuk kanker serviks tergantung stadium kanker pada saat dideteksi. Penyakit ini dapat disembuhkan jika didiagnosis pada tahap pra-kanker atau sebelumnya (Chankong et al. 2013).

Pemeriksaan pap smear merupakan prosedur penapisan manual yang digunakan untuk mendeteksi kanker serviks yang dikembangkan oleh Dr. Georges Papanicolaou pada Tahun 1940. Pemeriksaan pap smear juga dapat mendeteksi perubahan pra-kanker pada sel-sel serviks berdasarkan warna, bentuk, dan tekstur nukleus dan sitoplasma (Kale et al. 2010). Pada pemeriksaan pap smear, cairan leher rahim diperoleh menggunakan *spatula*. Kemudian, cairan tersebut dioleskan pada *glass* mikroskop untuk diperiksa di laboratorium. Hasil pemeriksaan akan menunjukkan apakah sel-sel serviks normal atau sudah menunjukkan gejala awal kanker serviks. Analisis hasil pemeriksaan pap smear secara manual memiliki kelemahan yaitu membutuhkan banyak tenaga ahli di bidang patologi, memakan banyak waktu, dan rawan terhadap kesalahan. Sebuah sistem penyaringan otomatis dan sistem diagnosa yang akurat untuk hasil pemeriksaan pap smear akan sangat bermanfaat untuk mengatasi kelemahan tersebut. Langkah yang paling utama dan paling penting dari sistem tersebut adalah proses segmentasi dari sel nukleus dan sitoplasma pada citra hasil pemeriksaan pap smear, karena dapat mempengaruhi keakuratan sistem.

Beberapa peneliti telah mengusulkan metode untuk segmentasi sel nukleus dan sitoplasma dari citra smear serviks. Beberapa peneliti mengusulkan teknik *thresholding* untuk proses segmentasi sel nukleus dan sitoplasma dari citra smear serviks (Wu et al. 1998). Ada juga yang menggunakan metode *watershed*

(Bamford et al.1996). Namun, metode-metode tersebut belum mendapatkan hasil yang memuaskan karena kompleksitas citra smear serviks.

Oleh karena itu, perlu dilakukan perbaikan pada tahapan segmentasi agar dapat memperoleh hasil segmentasi yang akurat. Algoritme berbasis *active contour* atau *snake* merupakan salah satu algoritme yang dapat digunakan dalam proses segmentasi citra smear serviks untuk mendapatkan bagian nukleus, sitoplasma dan *background* (Li et al. 2012). *Active contour* atau *snake* dapat dihitung dengan meminimasi fungsi energi eksternal dan internal yang dihitung dari data citra. Kelemahan *snake* adalah kontur awal harus ditempatkan dekat dengan objek dan belum mampu melakukan segmentasi dengan baik terhadap objek-objek yang mempunyai tepi berupa cekungan atau lengkungan (Xu et al. 1998). Untuk mengatasi masalah tersebut *snake* dikembangkan menjadi *Gradient Vector Flow Snake* (GVFS) sebagai pengganti energi eksternal *snake* (Xu et al. 1998). Fungsi energi eksternal ini digunakan untuk mengatasi kesulitan dalam melakukan segmentasi terhadap objek-objek yang mempunyai tepi berupa cekungan atau lengkungan. Metode GVFS ini digunakan untuk segmentasi sel nukleus dan sitoplasma dari citra smear serviks (Yang-Mao et al. 2008). Namun, GVFS menggunakan operator deteksi tepi seperti *Sobel* untuk pencarian *edge map* yang tidak dapat mendeteksi area nukleus dengan benar (Li et al. 2012).

Pada tahun 2012, diusulkan metode *Radiating Gradient Vector Flow Snake* (RGVFS) dan *K-means* untuk melakukan segmentasi kontur nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks (Li et al. 2012). Metode RGVFS menggunakan metode *Radiating Edge Map* (REM) untuk pencarian *edge map* pada energi eksternal GVFS. Namun, metode ini belum mampu menghasilkan segmentasi yang optimal karena metode REM dimanfaatkan pada metode GVFS yang belum mampu melakukan segmentasi dengan baik terhadap objek-objek yang mempunyai tepi berupa cekungan atau lengkungan (Qin et al. 2013). Kemudian pada penelitian ini, digunakan metode *K-means* sebagai segmentasi awal untuk mendapatkan kontur awal citra sel tunggal smear serviks. Pada citra smear serviks terdapat *Gaussian Noise*, sehingga metode *K-means* yang digunakan pada penelitian ini hanya mampu menganalisis beberapa citra.

Kemudian, diusulkan metode RGVFS dan *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk melakukan segmentasi kontur nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks (Susanti et al. 2015). Metode FCM sebagai metode segmentasi awal belum optimal dalam meningkatkan citra yang dapat dianalisis, karena FCM sangat sensitif terhadap *noise* (Zhao et al. 2011). Sehingga diusulkan metode *Fuzzy C-Means Non Local Spatial* untuk meningkatkan performa FCM yang *robust* terhadap *noise* (Zhao et al. 2011).

Penelitian selanjutnya, diusulkan metode *Generalized GVFS* (GGVFS) untuk meningkatkan performa GVFS (Xu et al. 1998). Metode GGVFS didapat dengan mengganti koefisien *smoothing* pada GVFS dengan dua koefisien pembobot pada persamaan GGVFS. Namun, GGVFS sendiri ternyata belum dapat melakukan segmentasi dengan baik terhadap objek-objek yang mempunyai tepi berupa cekungan atau lengkungan (Qin et al. 2013). Kelemahan yang dihadapi GVFS dan GGVFS adalah karena konsistensi komponen energi eksternal *snake* yang diperlukan untuk menarik *snake* ke arah objek secara signifikan lebih kecil dalam besaran (*magnitude*) yang dapat mengganggu proses normalisasi vektor. Untuk mengatasi masalah tersebut metode *Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (CNGGVFS) diusulkan, CNGGVFS didapatkan dengan melakukan normalisasi tiap komponen dari inisialisasi vektor GGVFS dengan memperhatikan *magnitude* (Qin et al. 2013). Komponen yang lebih kecil harus ditingkatkan sehingga setiap komponen dapat mempengaruhi proses pembentukan *snake*. Metode CNGGVFS sebagai fungsi energi eksternal *snake* dapat digunakan untuk melakukan segmentasi kontur nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks. Namun, CNGGVFS menggunakan perhitungan *edge map* konvensional seperti *Sobel*. Perhitungan *edge map* menggunakan metode konvensional belum mampu mendeteksi daerah nukleus dengan benar (Li et al. 2012).

Penelitian ini mengusulkan metode untuk segmentasi citra sel tunggal smear serviks menggunakan *Radiating Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (RCNGGVFS). Metode yang diusulkan terdiri atas 3 tahapan utama, yaitu: pra proses, segmentasi awal, dan segmentasi kontur. Pada tahap pra proses, citra smear serviks yang berada pada ruang warna RGB dikonversi ke

dalam ruang warna CIELAB, dan kanal L dinormalisasi untuk mendapatkan citra *grayscale*. Kemudian, proses segmentasi awal pada penelitian ini menggunakan metode *Fuzzy C-Means Non Local Spatial* (FCM_NLS) untuk mendapatkan tekstur dari citra sel tunggal smear serviks, yaitu nukleus, sitoplasma, dan *background*. Selanjutnya, tahap terakhir adalah tahap segmentasi kontur. Pada tahap ini, diusulkan metode RCNGGVFS sebagai fungsi pengganti energi eksternal *snake* yang bertujuan untuk mendapatkan kontur nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks. Metode yang diusulkan dapat memberikan hasil segmentasi citra sel tunggal smear serviks yang lebih optimal dibanding dengan metode lain, khususnya segmentasi kontur nukleus. Dengan hasil segmentasi yang lebih optimal akan dapat meningkatkan performa klasifikasi citra smear serviks.

1.2 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan mengusulkan sebuah metode untuk segmentasi kontur nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks dengan *Radiating Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (RCNGGVFS).

1.3 Perumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana melakukan tahap pra proses pada segmentasi citra sel tunggal smear serviks?
2. Bagaimana melakukan segmentasi awal pada citra sel tunggal smear serviks?
3. Bagaimana melakukan segmentasi akhir untuk mendapatkan kontur nukleus dan sitoplasma pada citra sel tunggal smear serviks?

1.4 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Citra smear serviks diperoleh dari *dataset* Herlev.
2. *Dataset* Herlev terdiri dari 917 citra sel tunggal smear serviks.
3. Citra yang digunakan dalam ruang warna RGB dan berformat BMP.

1.5 Manfaat Penelitian

Metode yang diusulkan diharapkan dapat digunakan sebagai proses segmentasi pada identifikasi kanker serviks secara otomatis sehingga memudahkan patologi atau dokter dalam mendiagnosis penyakit kanker serviks.

1.6 Kontribusi Penelitian

Kontribusi pada penelitian ini adalah mengusulkan perhitungan *Radiating Edge Map* dalam pencarian *edge map* pada metode *Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* untuk mendapatkan kontur nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Kanker serviks

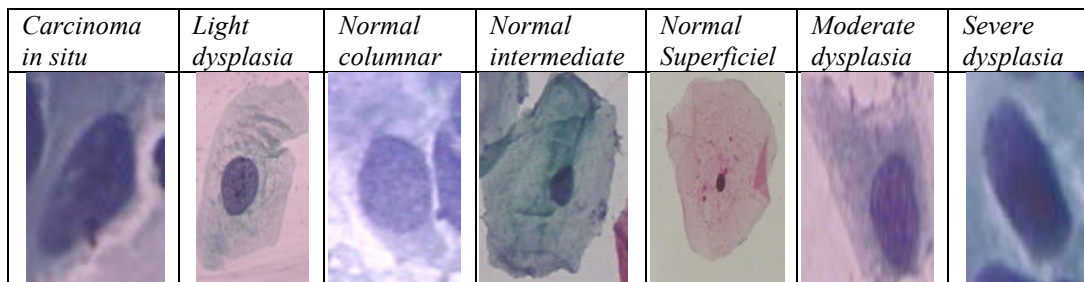
Kanker serviks atau biasa disebut kanker leher rahim merupakan jenis kanker yang disebabkan oleh *Human Papilloma Virus* (HPV). HPV dapat tertular saat melakukan hubungan seksual. Selain karena virus HPV, seorang wanita dapat mengidap penyakit kanker serviks karena beberapa penyebab, antara lain adalah: merokok, penggunaan pil KB dalam jangka waktu yang lama, serta kurang asupan asam folat (Shepherd et al. 2000). Kelompok yang paling berisiko mengidap penyakit kanker serviks adalah wanita di atas usia 30 tahun yang telah memiliki anak dan dengan perilaku kurang menjaga kesehatan reproduksi (Septadina et al. 2015). Ada banyak tipe kanker serviks. Tipe yang pertama, tipe yang paling umum dikenal adalah *Squamous Cell Carcinoma* (SCC). Sebanyak 85-90% dari keseluruhan jenis kanker serviks berjenis SCC. Tipe-tipe kanker serviks selanjutnya adalah *Adenosarcoma*, *Adenosquamous*, *Adenocarcinoma*, *Small Cell Carcinoma*, *Melanoma* dan *Lymphoma* (Jemal et al. 2011).

Gejala-gejala yang sering muncul pada pengidap penyakit kanker serviks adalah sering merasakan sakit punggung, sakit pada saat buang air kecil, pendarahan pada vagina, keputihan, dan salah satu kaki membengkak (Shepherd et al. 2000). Penyakit kanker serviks dapat ditekan melalui upaya pencegahan seperti meningkatkan kegiatan penyuluhan kepada masyarakat untuk menghindari faktor-faktor risiko terkena kanker serviks, menjalankan hidup sehat, melakukan imunisasi dengan vaksin HPV dan melakukan deteksi dini kanker serviks (Septadina et al. 2015). Deteksi dini kanker serviks dapat dilakukan melalui IVA (inspeksi visual dengan asam acetat) dan pemeriksaan pap smear.

2.2 Pemeriksaan Pap Smear

Pemeriksaan Pap Smear merupakan sebuah pemeriksaan medis untuk mendeteksi ada atau tidaknya gangguan pada leher rahim. Wilayahewanitaan yang diperiksa saat melakukan pemeriksaan ini meliputi sel-sel dari leher rahim hingga panggul. Hal ini memberikan kesempatan untuk melakukan pendeteksian

dini dan mengambil langkah lebih lanjut sebelum kanker terlampaui parah. Pemeriksaan pap smear dapat dilakukan setahun sekali dan sangat dianjurkan bagi wanita yang berusia setidaknya 21 tahun atau yang telah menikah dan aktif berhubungan seksual. Pemeriksaan pap smear boleh dilakukan lebih awal jika ada riwayat kanker serviks dari ibu, atau bila memiliki energi hidup yang sering berganti pasangan. Pemeriksaan pap smear menghasilkan dua jenis citra sel, yaitu citra sel tunggal dan citra multi sel. Sel tunggal citra pap smear ini dapat diklasifikasikan ke dalam 7 kelas, yaitu *Carcinoma in situ*, *Light dysplasia*, *Normal columnar*, *Normal intermediate*, *Normal Superficial*, *Moderate dysplasia*, *Severe dysplasia* (Jantzen et al. 2006). Gambar 2.1 merupakan contoh gambar citra sel tunggal smear serviks pada 7 kelas berbeda.



Gambar 2.1 Citra sel tunggal smear serviks dari Departemen Patologi Rumah Sakit Universitas Herlev (Jantzen et al. 2006).

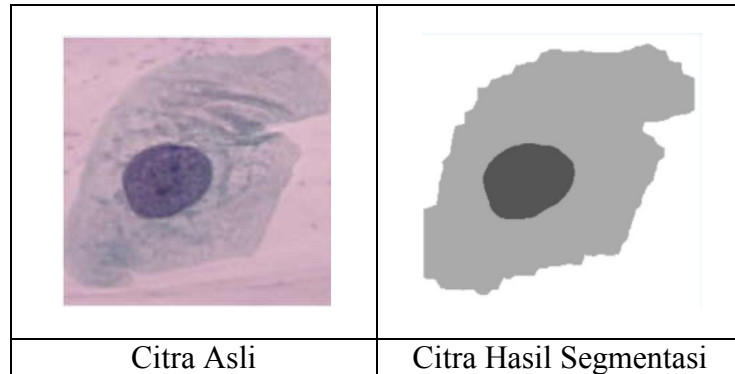
2.3 Segmentasi Citra

Segmentasi citra merupakan proses membagi citra ke dalam komponen-komponen *region* atau objek. Pada citra yang hanya mengandung satu objek, objek dibedakan dari latar belakangnya (Gonzalez & Woodz 2008). Hasil dari proses segmentasi citra digunakan untuk proses selanjutnya, misalnya proses ekstraksi fitur atau klasifikasi citra.

Segmentasi citra dapat dibedakan menjadi tiga kategori berdasarkan fondasi matematisnya yaitu berbasis *threshold* (Ghosh et al. 2010; Jati et al. 2014), berbasis statistik (Liu et al. 2013), dan berbasis kluster (Liu et al. 2009; Zhao et al. 2015). Di antara ketiga jenis segmentasi tersebut, segmentasi berbasis kluster yang paling sering digunakan (Zhao et al. 2015).

Segmentasi berbasis *threshold* merupakan metode yang didasarkan pada pemisahan piksel ke dalam kelas yang berbeda tergantung pada tingkat keabuan

masing-masing piksel. Segmentasi berbasis *threshold* memanfaatkan histogram dari sebuah citra untuk melakukan penentuan nilai *threshold*. Sedangkan segmentasi berbasis *cluster*, pengelompokan area citra dilakukan berdasarkan tingkat kemiripannya pada ruang fitur. Algoritme *K-means*, dan *Fuzzy c-means* (FCM) paling sering digunakan pada metode *clustering* (Zhao et al. 2015). Gambar 2.2 merupakan contoh citra asli dan contoh citra hasil segmentasi.



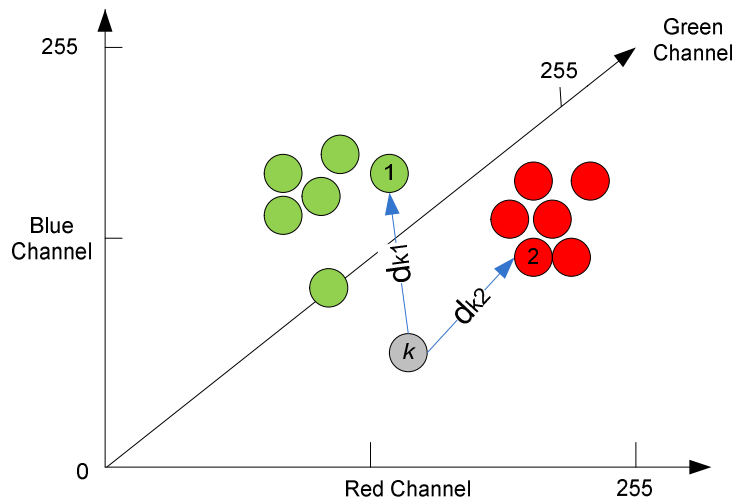
Gambar 2.2 Contoh citra asli dan citra hasil segmentasi (Zhao et al. 2016)

2.3.1. Segmentasi Citra *Grayscale*

Citra *grayscale* merupakan citra yang mempunyai gradasi warna hitam dan putih, yang menghasilkan efek warna abu-abu. Jenis gambar ini dinyatakan dengan intensitas, intensitas berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 menyatakan hitam dan nilai 255 menyatakan putih. Segmentasi pada citra *grayscale* dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa metode, seperti metode segmentasi berbasis *threshold* atau berbasis kluster.

2.3.2. Segmentasi Citra Berwarna

Citra berwarna atau biasa disebut citra RGB, merupakan jenis citra yang menyajikan warna dalam bentuk komponen *Red* (merah), *Green* (hijau), dan *Blue* (biru). Segmentasi citra berwarna dapat dilakukan dengan mengukur jarak kedekatan antara piksel dengan *centroid* klaster dalam ruang fitur, jika menggunakan metode pengelompokan.

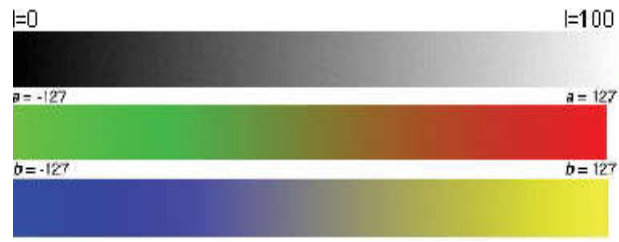


Gambar 2.3 Ilustrasi segmentasi citra berwarna

Pada Gambar 2.3, jarak kedekatan piksel k terhadap *centroid* klaster 1 dan 2 dihitung berdasarkan nilai intensitas tiap kanal *red*, *green*, dan *blue* terhadap kanal *red*, *green*, dan *blue* yang dimiliki oleh pusat klaster 1 dan 2. Piksel k akan ditetapkan sebagai anggota klaster 2 jika jarak pusat klaster antara piksel ke- k lebih dekat terhadap pusat klaster 2 dibanding pusat klaster 1.

2.4 Ruang Warna CIELAB

CIE $L^*a^*b^*$ (CIELAB) merupakan ruang warna yang paling lengkap yang direkomendasikan oleh CIE (*Comission Internationale de l'Eclairage/ International Commission on Illumination*). CIE merekomendasikan sebuah kombinasi iluminasi/pengamatan dan ruang warna tertentu ($L^*a^*b^*$) yang bertujuan pada standarisasi definisi warna dan memberikan perbedaan warna lebih seragam. Terdapat tiga koordinat pada ruang warna CIELAB, yaitu L , a^* , dan b^* . L menunjukkan nilai *lightness*, nilainya berkisar antara 0 (hitam) hingga 100 (putih) (Ganesan et al. 2010). a^* dan b^* menunjukkan arah warna, yakni $+a^*$ adalah koordinat merah, $-a^*$ adalah koordinat hijau, $+b^*$ adalah koordinat kuning dan $-b^*$ adalah koordinat biru. Gambar 2.4 merupakan ilustrasi koordinat L , a^* , dan b^* .



Gambar 2.4 Ilustrasi koordinat L, a*, dan b* (Ganesan et al. 2010)

Transformasi citra RGB ke CIELAB dimulai dengan melakukan perhitungan sebagai berikut:

$$X = 0,412453R + 0,357580G + 0,180423B \quad (2.3)$$

$$Y = 0,212671R + 0,715160G + 0,072169B \quad (2.4)$$

$$Z = 0,019334R + 0,119193G + 0,950227B \quad (2.5)$$

Selanjutnya, La*b* didefinisikan sebagai berikut:

$$L = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \quad (2.6)$$

$$a^* = 500\left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right] \quad (2.7)$$

$$b^* = 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right] \quad (2.8)$$

Kemudian, fungsi f dihitung seperti persamaan berikut:

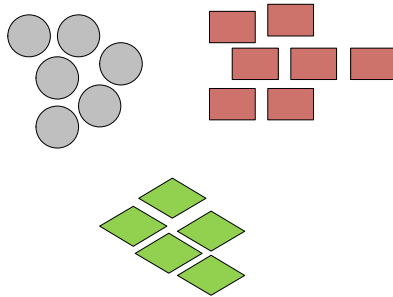
$$f(q) = \begin{cases} q^{\frac{1}{3}}, & \text{jika } q > 0,008856 \\ 7,787q + \frac{16}{116}, & \text{untuk yang lain} \end{cases} \quad (2.9)$$

X_n, Y_n , dan Z_n diperoleh melalui $R=G=B=1$ dengan jangkauan R,G,B berupa $[0,1]$.

2.5 Analisis Klaster

Analisis klaster mempunyai peran yang sangat penting dalam pengklasifikasian data/vektor dalam sejumlah kelompok/klaster menurut karakteristik masing-masing. Data-data yang mempunyai karakteristik yang sama akan berkumpul dalam klaster yang sama, dan data-data dengan karakteristik yang

berbeda akan terpisah dalam kluster yang berbeda. Gambar 2.5 merupakan contoh pengelompokan data dengan 3 kluster.



Gambar 2.5 Contoh pengelompokan data

Yang perlu diperhatikan pada metode pengelompokan adalah kemiripan (*similarity*) harus didefinisikan berdasarkan pada atribut objek. Kemiripan dan metode dalam data yang dikluster berbeda tergantung pada algoritme pengelompokan yang digunakan. Algoritme pengelompokan yang berbeda juga cocoknya digunakan pada jenis *dataset* yang berbeda.

2.5.1 *Fuzzy C-Means*

Teori himpunan *fuzzy* dan *fuzzy logic* pertama kali diperkenalkan pada tahun 1965 oleh Prof. Lotfi A. Zadeh sebagai sebuah cara untuk mengatasi masalah ketidaktepatan dan ketidakpastian. Keanggotaan suatu objek diberi nilai antara 0 sampai dengan 1 (Tan et al. 2006). Sehingga keberadaan objek pada suatu himpunan ditentukan oleh derajat keanggotaan. Nilai keanggotaan atau *membership function* menjadi ciri utama dari penalaran dengan logika *fuzzy*.

Salah satu teknik untuk menentukan kluster optimal dalam suatu ruang vektor adalah *fuzzy clustering* yang didasarkan pada bentuk normal *euclidean* untuk jarak antar vektor. *Fuzzy clustering* sangat berguna dalam membentuk pemodelan *fuzzy* terutama untuk mengidentifikasi aturan-aturan *fuzzy*. Terdapat banyak jenis *fuzzy clustering*, salah satunya adalah bentuk *fuzzy* dari *K-means* atau biasa disebut *Fuzzy C-Means* (FCM).

FCM merupakan teknik pengelompokan data otomatis yang keberadaan tiap titik-titik data dalam suatu kluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya (Kusumadewi et al. 2013). Setiap data pada set data dikelompokkan ke dalam beberapa kluster, di mana tiap data dinyatakan masuk ke dalam suatu kluster

berdasarkan pada klaster mana data tersebut memiliki derajat keanggotaan yang paling tinggi.

Konsep dasar FCM adalah menentukan *centroid* atau pusat klaster yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap klaster (Bezdek 1980). Untuk menemukan pusat klaster dengan secara iteratif memperbaiki posisi pusat klaster, dievaluasi dengan sebuah fungsi objektif seperti Persamaan (2.10).

$$F = \sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^N \mu_{ij}^k ||x_i - c_j||^2, \quad (2.10)$$

di mana c merupakan jumlah kelompok atau klaster yang akan dibentuk, N adalah jumlah data yang akan dikelompokkan, μ_{ij}^k adalah derajat keanggotaan data x_i pada klaster ke- j , c_j adalah *centroid* klaster ke- j dan k adalah konstanta yang mendefinisikan *fuzziness* dari hasil partisi.

Fungsi objektif F dapat mencapai global minimum ketika piksel berada di dekat pusat klaster di mana data yang termasuk ke dalam keanggotaannya memiliki nilai keanggotaan tertinggi sementara nilai keanggotaan rendah diberikan kepada data yang jaraknya jauh dari pusat klaster (Bezdek 1980). Fungsi keanggotaan μ_{ij} dan pusat klaster c_j diperbarui dengan menggunakan Persamaan (2.11) dan Persamaan (2.12).

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{m=1}^C \left(\frac{||x_i - c_j||}{||x_i - c_m||} \right)^{2/(k-1)}}, \quad (2.11)$$

dan

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^k x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ij}^k}, \quad (2.12)$$

Jika pusat klaster awal belum akurat, maka diperlukan langkah berikutnya untuk menentukan pusat klaster yang paling akurat. Setiap data yang ada, memiliki derajat keanggotaan untuk masing-masing klaster. Sehingga dengan memperbaharui pusat klaster dan derajat keanggotaan tiap titik data secara berulang, maka dapat diketahui bahwa pusat klaster berubah hingga didapatkan posisi pusat klaster yang paling akurat. Perulangan ini didasarkan pada meminimalkan fungsi objektif. Berikut merupakan langkah dalam algoritme pengelompokan FCM:

1. Inisialisasi pusat klaster, maksimum iterasi, dan jumlah kelompok yang akan dibentuk.
2. Inisialisasi fungsi keanggotaan μ_{ij} berdasarkan Persamaan (2.11)
3. Hitung pusat klaster terbaru c_j menggunakan Persamaan (2.12).
4. Ulangi langkah 2 dan 3 hingga konvergen.

2.5.2 Fuzzy C-Means Non Local Spatial

FCM konvensional tidak mempertimbangkan informasi spasial apa pun pada citra, hal ini yang membuatnya sangat sensitif terhadap *noise*, dan *outlier* (Zhao et al. 2011). Sedangkan pada citra smear serviks terdapat Gaussian *noise* (Li et al. 2012). Hal ini menyebabkan kesulitan untuk dapat membedakan bagian nukleus, sitoplasma dan *background*.

Ada banyak piksel pada suatu citra yang memiliki ketetanggaan yang sama (Buades et al. 2005). Dengan alasan ini, *Fuzzy C-Means Non Local Spatial* (FCM_NLS) dikembangkan (Zhao et al. 2011). Menurutny, lebih mudah untuk memanfaatkan piksel-piksel dengan konfigurasi mirip untuk memperoleh informasi spasial yang diperlukan, yang disebut informasi spasial non lokal. Pada FCM_NLS, diperkenalkan informasi spasial non lokal setiap piksel untuk menetapkan sebuah konstrain informasi spasial non lokal $\sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ki}^m ||\bar{x}_i - v_k||^2$, di mana \bar{x}_i merupakan informasi spasial non lokal dari piksel ke- i . Kemudian, konstrain ini diperkenalkan ke dalam fungsi objektif FCM. Fungsi objektif FCM yang telah dimodifikasi seperti persamaan berikut:

$$J_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ki}^m ||\bar{x}_i - v_k||^2 + \beta \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ki}^m ||\bar{x}'_i - v_k||^2, \quad (2.13)$$

di mana parameter β mengontrol hasil konstrain informasi non lokal spasial. Untuk piksel ke- i , informasi spasial non lokal \bar{x}'_i , dihitung menggunakan Persamaan berikut:

$$\bar{x}'_i = \sum_{j \in W_i^r} w_{ij} x_j, \quad (2.14)$$

di mana W_i^r merupakan *window* pusat yang berukuran $r \times r$ pada piksel ke- i , piksel pada domain ini digunakan untuk menghitung informasi spasial pada piksel ke- i .

Bobot $w_{ij} (j \in W_i^r)$ mengandalkan similaritas antara piksel ke- i dan piksel ke- j , di mana $0 \leq w_{ij} \leq 1$ dan $\sum_{j \in W_i^r} w_{ij} = 1$.

Similaritas antara piksel ke- i dan piksel ke- j dihitung dengan jarak *Euclidean* dengan fungsi *Gaussian* $\|x(N_i) - x(N_j)\|_{2,\sigma}^2$, di mana $\sigma > 0$ yang merupakan standar deviasi dari kernel *Gaussian* (Buades et al. 2005). Kemudian, $x(N_i)$ merupakan vektor level keabuan pada ketetanggaan *square sxs* pada pusat N_i dari piksel ke- i . Oleh karena itu, piksel dengan level keabuan ketetanggaan yang mirip dari $x(N_i)$ dengan bobotnya yang lebar. Bobot w_{ij} antara piksel ke- i dan piksel ke- j dapat dirumuskan seperti berikut:

$$w_{ij} = \frac{1}{Z_i} \exp \left(- \left\| x(N_i) - x(N_j) \right\|_{2,\sigma}^2 / h^2 \right), \quad (2.15)$$

di mana, h mengontrol fungsi bobot w_{ij} , yang memanggil parameter proses *filtering*, dan Z_i adalah konstanta normalisasi, seperti persamaan yang dirumuskan berikut:

$$Z_i = \sum_{j \in W_i^r} \exp \left(- \left\| x(N_i) - x(N_j) \right\|_{2,\sigma}^2 / h^2 \right), \quad (2.16)$$

Kemudian, dengan meminimasi Persamaan (2.13), fungsi keanggotaan u_{ki} dan pusat kluster v_k yang baru sebagai berikut:

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_k\|^2 + \beta \|\bar{x}_i - v_k\|^2}{\|x_i - v_k\|^2 + \beta \|\bar{x}_i - v_l\|^2} \right)^{1/(m-1)}}, \quad (2.17)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ki}^m \|\bar{x}_i - v_k\|^2}{(1+\beta) \sum_{i=1}^n u_{ki}^m}, \quad (2.18)$$

Algoritme FCM_NLS untuk segmentasi diuraikan seperti berikut:

1. Tentukan nilai parameter T , h , c , r , dan s .
2. Melakukan *filter non local means* pada citra menggunakan Persamaan (2.14).
3. Inisialisasi pusat kluster dan menentukan iterasi *index* $t = 1$.
4. *Update* fungsi keanggotaan menggunakan Persamaan (2.17)
5. Hitung pusat kluster menggunakan Persamaan (2.18)

6. Jika jumlah iterasi $t > T$, maka citra hasil segmentasi ditampilkan, sebaliknya jika $t = t+1$, kembali ke tahap 4.

2.6 Active Contour

Pemodelan *Active Contour* pertama kali diperkenalkan pada tahun 1987 oleh Michael Kass, dkk., dan kemudian banyak dikembangkan oleh berbagai peneliti. *Active Contour* atau biasa disebut *snake* menganut prinsip minimalisasi energi yang mendeteksi fitur tertentu pada citra, merupakan kurva fleksibel yang dapat secara dinamik menuju *edge* (tepi) yang diinginkan atau obyek tertentu dalam suatu citra (Kass et al. 1987). Metode ini terdiri dari sekumpulan titik-titik yang terkontrol dan saling berhubungan oleh garis lurus. Penentuan obyek pada citra melalui *snake* merupakan proses interaktif. Pengguna harus memperkirakan *initial contour*, kontur yang ditentukan hampir mendekati bentuk fitur obyek. Selanjutnya, kontur akan tertarik ke arah fitur di dalam citra karena pengaruh energi internal yang menghasilkan gambar.

Secara umum ada dua jenis pemodelan *active contour* (*snake*) yaitu: *parametric active contour* dan *geometric active contour* (Kass et al. 1987). *Parametric active contour* menyatukan kurva parametrik dalam sebuah domain citra dan memungkinkan mereka untuk bergerak menuju fitur yang diinginkan, biasanya tepi. Kurva ditarik ke arah tepi oleh energi potensial, yang didefinisikan sebagai gradien negatif dari fungsi potensial.

Snake merupakan sekumpulan titik koordinat terkontrol di mana parameternya adalah koordinat x dan y pada kontur dan indeks normalisasi dari titik kontrol. Fungsi energi yang digambarkan *snake* terdiri dari tiga komponen yaitu energi internal, energi eksternal dan *image force* (Kass et al. 1987). Energi internal membuat kurva kompak (energi elastis) dan batasannya berbelok sangat tajam (energi elastis). Sedangkan energi eksternal cenderung membuat kurva bergerak ke arah batas obyek. Secara matematis energi *snake* dirumuskan seperti Persamaan berikut:

$$\begin{aligned}
 E_{snake}^* &= \int_0^1 E_{snake}(v(s))ds \\
 &= \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{con}(v(s))ds ,
 \end{aligned} \tag{2.19}$$

di mana E_{int} adalah energi internal, E_{con} adalah energi eksternal konstrain, dan E_{image} adalah *image force*. Hasil akhir dari energi *snake* kemungkinan berbeda sesuai dengan fungsi energi-energi apa saja yang didefinisikan. Energi internal dapat dirumuskan seperti Persamaan (2.20)

$$E_{int} = (\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2)/2 \quad (2.20)$$

fungsi $\alpha(s)$ dan $\beta(s)$ merupakan energi internal yang mempengaruhi performa *snake*. Di mana $\alpha(s)$ adalah fungsi *stretching* atau kesinambungan dan $\beta(s)$ merupakan fungsi *bending* atau kelengkungan. Energi internal merupakan energi yang akan membuat titik-titik pada kurva deformabilitas *snake* tetap terhubung dengan menciptakan kondisi yang membuat setiap titik selalu terletak berdekatan pada jarak yang relatif sama.

Image force merupakan energi yang dapat diteruskan untuk melakukan deteksi objek dan menarik kurva deformabilitas *snake* menuju fitur citra yang diinginkan. Pada *image force* digunakan tiga fungsi energi yang berbeda yaitu *line*, *edge*, dan *termination* (Kass et al. 1987).

$$E_{snake} = W_{line}E_{line} + W_{edge}E_{edge} + W_{term}E_{term} \quad (2.21)$$

fungsi *line* merupakan fungsi *image force* yang paling sederhana. Fungsi *line* berpusat pada intensitas (I) citra itu sendiri. Fungsi *line* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$E_{line} = I(x, y) \quad (2.22)$$

Fungsi *line* akan menentukan arah kurva deformabilitas *snake* akan tertarik, jika nilai koefisiennya positif, maka kurva deformabilitas *snake* akan tertarik ke arah garis yang gelap. Sebaliknya, jika nilai koefisiennya bernilai negatif, maka kurva deformabilitas *snake* akan tertarik pada garis yang terang.

Fungsi *image force* selanjutnya adalah fungsi *edge*. Fungsi *edge* digunakan untuk menarik kurva deformabilitas *snake* ke arah sebuah sudut. Fungsi *edge* membuat kurva deformabilitas *snake* memiliki gradien yang tinggi (misal dari hitam [0] ke putih [255] semakin tinggi kontras dari gradien tersebut, maka daya tarik fungsi *edge* semakin besar. Fungsi *edge* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$E_{edge} = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (2.23)$$

Kemudian, fungsi *termination* digunakan untuk mencari titik akhir dari sebuah segmen garis dan sudut. Dengan mengkombinasikan kedua fungsi *line* dan fungsi *edge* dengan fungsi *termination*, *snake* akan mampu bergerak menuju fitur citra yang diinginkan dengan akurasi yang tinggi.

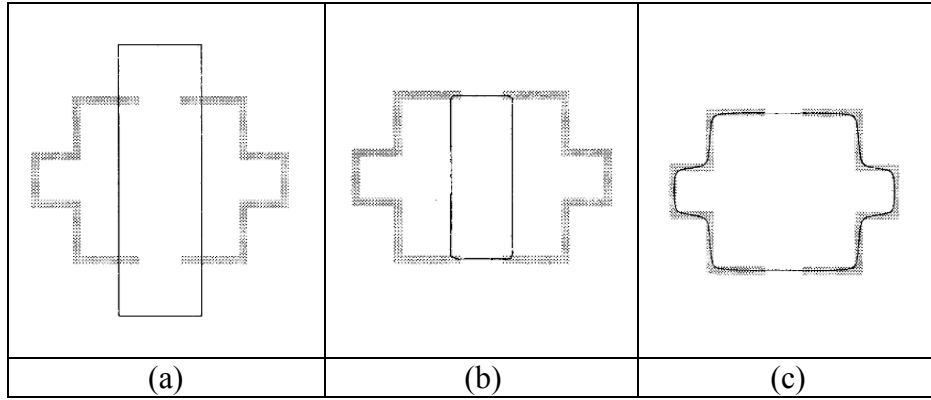
Energi eksternal membatasi deformabilitas kurva *snake*, batasan yang diberikan oleh energi eksternal dapat berbeda-beda. Agar *snake* menjadi dinamis, x dibuat sebagai fungsi waktu seperti persamaan berikut:

$$x_t(s, t) = \alpha x''(s, t) - \beta x''''(s, t) - \kappa \nabla E_{ext} \quad (2.24)$$

di mana α dan β adalah parameter pembobotan yang mengontrol tegangan dan kekakuan *snake*, x'' dan x'''' adalah turunan kedua dan keempat dari x terhadap s , kemudian κ merupakan parameter pembobotan dari energi eksternal, sedangkan $-\nabla E_{ext}$ adalah energi eksternal yang didapatkan dari citra. Jika nilai $x=0$, artinya *snake* telah minimum, maka solusi ditemukan.

2.6.1 Gradient Vector Flow Snake

Active contour atau *snake* merupakan kurva yang didefinisikan dalam domain citra yang bergerak di bawah pengaruh energi internal dari kurva itu sendiri dan energi eksternal yang dihitung dari data citra (Xu et al. 1998). Energi internal dan eksternal dibuat sedemikian rupa sehingga *snake* akan menuju ke batas suatu objek atau fitur lain yang diinginkan. Kelemahan *snake* adalah kontur awal harus ditempatkan dekat dengan objek dan belum mampu melakukan segmentasi dengan baik terhadap objek-objek yang mempunyai tepi berupa cekungan atau lengkungan. Untuk mengatasi masalah tersebut *snake* dikembangkan menjadi *Gradient Vector Flow Snake* (GVFS) sebagai pengganti energi eksternal ($-\nabla E_{ext}$) yang mengkombinasikan aliran *optic* dan gradien keabuan.



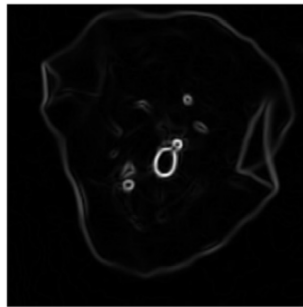
Gambar 2.6 Contoh penerapan *active contour* atau *snake* (a) Kontur inisial; (b) tradisional *snake*; (c) GVFS. (Xu et al. 1998)

Gambar 2.6 merupakan contoh penerapan *active contour* yang menunjukkan perbedaan kontur yang dihasilkan menggunakan metode tradisional *snake* dan GVFS. Untuk mendapatkan GVFS, yang harus dilakukan adalah mengekstrak fungsi *edge map* $f(x,y)$ dari citra $I(x,y)$ untuk citra keabuan dengan persamaan:

$$f(x,y) = -E_{ext}^{(i)}(x,y) \quad (2.25)$$

kemudian, dirumuskan vektor GVFS yaitu $V(x,y) = [u(x,y), v(x,y)]$ untuk meminimalisasi fungsi energi seperti Persamaan (2.26)

$$E = \iint \underbrace{\mu |\nabla V|^2}_{\text{smoothness energy}} + \underbrace{|\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2}_{\text{edge energy}} dx dy \quad (2.26)$$



Gambar 2.7 Contoh *edge map* (Li et al. 2012).

Di mana μ adalah bobot yang mengontrol *relative importance* pada term pertama dan kedua. Dan ∇f merupakan *gradien edge map*. Contoh *edge map* dapat dilihat pada Gambar 2.7.

Nilai v dapat dicari dengan menyelesaikan Persamaan (2.27) dan (2.28) di mana ∇^2 merupakan operator Laplacian.

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 - f_y^2) = 0 \quad (2.27)$$

dan

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_x)(f_x^2 - f_y^2) = 0 \quad (2.28)$$

Kedua persamaan tersebut dapat diselesaikan dengan menerapkan u dan v sebagai fungsi waktu t dan menyelesaikan Persamaan generalisasi difusi selanjutnya untuk $t \rightarrow \infty$.

$$u(x, y) = \mu \nabla^2 u(x, y) - [u(x, y) - f_x(x, y)] \cdot [f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2] \quad (2.29)$$

dan

$$v(x, y) = \mu \nabla^2 v(x, y) - [v(x, y) - f_x(x, y)] \cdot [f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2] \quad (2.30)$$

Untuk menyelesaikan Persamaan (2.27) maka dihitung nilai f_x dan f_y dengan menggunakan operator gradien seperti *Sobel*, *Prewitt*, *Canny*, dan lain-lain.

2.6.2 Generalized Gradient Vector Flow Snake

GVFS belum mampu melakukan segmentasi dengan baik terhadap objek-objek yang mempunyai tepi berupa cekungan atau lengkungan (Qin et al. 2013). Kelemahan ini disebabkan karena *smoothing* yang berlebihan pada area *boundary*, yang diatur oleh koefisien μ pada Persamaan (2.26). Untuk mengatasi masalah ini, ditambahkan dua koefisien pembobot pada Persamaan energi eksternal GVFS (Qin et al. 2013). Persamaan energi eksternal baru tersebut dinamakan *Generalized Gradient Vector Flow Snake* (GGVFS). Persamaan energi dari GGVFS adalah sebagai berikut:

$$E_{GGVFS} = \iint \underbrace{g(|\nabla f|)|\nabla V|^2}_{\text{smoothness energy}} + \underbrace{h(|\nabla f|)|V - \nabla f|^2}_{\text{edge energy}} dx dy, \quad (2.31)$$

di mana,

$$g(|\nabla f|) = e^{-|\nabla f|/k}$$

$$h(|\nabla f|) = 1 - g(|\nabla f|)$$

$$|\nabla f| = f_x + f_y$$

$$|V - \nabla f|^2 = (u - f_x)^2 + (v - f_y)^2$$

$$|\nabla V|^2 = u_x^2 + v_x^2 + u_y^2 + v_y^2$$

Di mana $u_x^2 + u_y^2 = \nabla^2 u$ dan $v_x^2 + v_y^2 = \nabla^2 v$. Term pertama pada bagian kanan dari Persamaan (2.31) merupakan term *smoothing* yang akan menghasilkan vektor, di mana $g(|\nabla f|)$ merupakan pengganti dari μ (koefisien *smoothing*) pada GVFS. Term kedua adalah term data atau disebut juga *edge energy* yang akan membawa vektor V dekat dengan *gradient edge map* (∇f) dari citra, di mana $h(|\nabla f|)$ merupakan pengganti dari $|\nabla f|^2$ pada GVFS. Parameter k menentukan nilai koefisien pembobot untuk term *smoothing* dan data. Nilai dari k berhubungan dengan kekuatan *noise* dari sebuah citra. Semakin tinggi level *noise*, maka semakin banyak nilai k . Persamaan energi (2.31) dapat diselesaikan dengan menerapkan u dan v sebagai fungsi waktu t :

$$u(x, y) = g(|\nabla f|)\nabla^2 u(x, y) - h(|\nabla f|)[u(x, y) - f_x(x, y)] \quad (2.32)$$

$$v(x, y) = g(|\nabla f|)\nabla^2 v(x, y) - h(|\nabla f|)[v(x, y) - f_y(x, y)] \quad (2.33)$$

Pada Persamaan (2.31) $|\nabla f|$ dapat dihitung menggunakan operator *gradient* apa pun. Jika term data pada Persamaan (2.31) didefinisikan vektor v dekat dengan *gradient edge map* (∇f) dari citra, maka parameter k harus > 0 .

2.6.3 Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake

Berdasarkan penelitian terhadap fungsi eksternal GGVFS, GVFS dan GGVFS memiliki kekuatan konvergensi yang hampir sama (Qin et al. 2013). Secara umum, GGVFS masih sensitif terhadap *noise*, jika bekerja pada lekukan yang tipis dan panjang. Masalah tersebut dapat dipecahkan dengan melakukan normalisasi pada vektor tenaga eksternal menggunakan dua komponen. Komponen yang lebih kecil akan ditingkatkan sehingga setiap komponen dapat mempengaruhi perubahan bentuk *snake*. Tenaga eksternal baru yang disebut

Component Normalized GGVFS (CNGGVFS) dirumuskan vektor $V(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$, dan komponen-komponen yang ditetapkan adalah:

$$u(x, y) = \begin{cases} 1 & u(x, y) > 0 \\ 0 & u(x, y) = 0 \\ -1 & u(x, y) < 0 \end{cases} \quad (2.34)$$

$$v(x, y) = \begin{cases} 1 & v(x, y) > 0 \\ 0 & v(x, y) = 0 \\ -1 & v(x, y) < 0 \end{cases} \quad (2.35)$$

Di mana $u(x, y)$ dan $v(x, y)$ adalah komponen x dan y berturut-turut dari tenaga eksternal (x, y) pada vektor GGVFS. Persamaan (2.34) dan (2.35) adalah fungsi tanda. Maka vektor CNGGVFS dapat disederhanakan seperti persamaan di bawah:

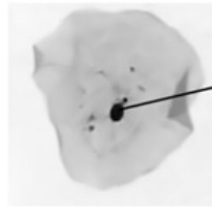
$$v_{cn}(x, y) = [\text{sgn}(u(x, y)), \text{sgn}(v(x, y))] \quad (2.36)$$

Agar *snake* menjadi dinamis, x dibuat sebagai fungsi waktu sebagai berikut:

$$x_t(s, t) = \alpha c''(s, t) - \beta c'''(s, t) + v_{cn}(x(s, t)) \quad (2.37)$$

2.7 Radiating Edge Map

Edge map (∇f) yang dihitung dengan menggunakan operator deteksi tepi seperti *Sobel*, ternyata tidak dapat menggunakan informasi direksional sepenuhnya (Li et al. 2012). *Edge map* juga dapat dicari dengan menggunakan perhitungan *Radiating Edge Map* (REM).



Gambar 2.8 Ilustrasi *radiating line* (Li et al. 2012).

REM dapat dihitung dengan mengekstrak setiap *radiating line* dan menghitung *radiating difference* sepanjang garis. Gambar 2.8 menunjukkan ilustrasi *radiating line*. $I(x, y)$ merupakan nilai piksel pada (x, y) , dan (x_c, y_c) merupakan bobot intensitas *centroid* (Li et al. 2012). Tiap piksel (x_b, y_b) pada tepi

citra, dapat ditarik garis Lx_b, y_b dari titik x_c, y_c ke x_b, y_b . Panjang dari garis Lx_b, y_b dapat dihitung dengan Persamaan (2.38)

$$len_b = \lfloor \sqrt{(x_b - x_c)^2 + (y_b - y_c)^2} \rfloor \quad (2.38)$$

Koordinat-koordinat titik tidak selalu integer, sehingga nilai $I(x,y)$ dihitung dengan interpolasi linear berdasarkan piksel citra. *Radiating difference* $rd(x_i, y_i)$ pada titik (x_i, y_i) sepanjang Lx_b, y_b dapat dihitung dengan Persamaan (2.39)

$$rd(x_i, y_i) = I_o(x_{i-1}, y_{i-1}) - I_o(x_i, y_i) \quad (2.39)$$

Radiating gradient $rg(x_i, y_i)$ pada titik (x_i, y_i) dapat dihitung dengan Persamaan (2.40)

$$rg(x_i, y_i) = \frac{|rd(x_i, y_i)| + |rd(x_{i+1}, y_{i+1})|}{2}, \quad (2.40)$$

Intensitas area *centroid* memiliki nilai kecil dan akan semakin besar jika semakin jauh dari *centroid* di sepanjang *radiating line* (Li et al.2012). Oleh karena itu, nilai positif *radiating difference* harus ditekan dengan Persamaan (2.41)

$$F_s(x) = \begin{cases} x, & x < 0 \\ \gamma x, & x \geq 0 \end{cases} \quad (2.41)$$

di mana γ adalah bobot < 1 . Sehingga Persamaan $rg(x_i, y_i)$ menjadi Persamaan (2.42)

$$rg(x_i, y_i) = \frac{|F_s(rd(x_i, y_i))| + |F_s(rd(x_{i+1}, y_{i+1}))|}{2} \quad (2.42)$$

Menekan nilai *radiating difference* yang positif saja tidak cukup, karena distribusi yang kompleks pada citra smear serviks seperti, terdapat bercak darah, kontaminasi dan interferensi sel tubuh lain. *Gradient* didekat interferensi objek biasanya lebih besar atau hampir sama dengan tepi objek yang sebenarnya, sehingga *snake* dapat saja mendeteksi posisi yang salah.

Untuk menghindari *snake* berada pada posisi yang salah, perlu dilakukan perbaikan pada *radiating difference* yang negatif dengan cara seperti berikut:

1. Membatasi nilai *radiating difference* (rd).

2. Membagi *radiating line* menjadi beberapa segmen. Setiap segmen garis dapat bertanda positif dan negatif.
3. Memperbarui nilai *radiating difference* yang bernilai negatif.

2.8 Radiating Gradient Vector Flow Snake (RGVFS)

Metode *Radiating Gradient Vector Flow Snake* (RGVFS) merupakan metode yang memanfaatkan perhitungan *Radiating Edge Map* (REM) pada fungsi energi eksternal snake GVFS (Li et. 2012). Persamaan 2.43 merupakan persamaan RGVFS yang diusulkan Li, dkk., yang di mana ∇f (*gradient edge map*) menggunakan deteksi tepi konvensional, diganti dengan menggunakan ∇REM perhitungan *gradient edge map* menggunakan perhitungan *radiating edge map* (REM).

$$E_{RGVFS} = \iint \mu |\nabla V|^2 - |\nabla REM|^2 |V - \nabla REM|^2 dx dy, \quad (2.43)$$

di mana persamaan energi di atas merupakan turunan parsial dari vektor $V(x, y)$. Kemudian koefisien μ adalah koefisien yang mengontrol tingkat *smoothing* pada GVFS. Sedangkan, ∇REM merupakan perhitungan *gradient Radiating Edge Map*.

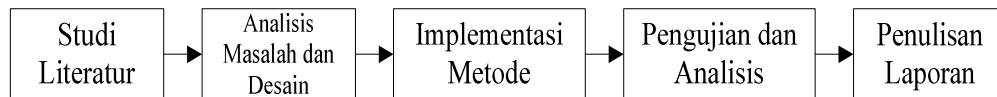
BAB 3

METODE PENELITIAN

Dalam bab ini akan dijelaskan tahapan penelitian, data input, rancangan metode, skenario uji coba, evaluasi hasil segmentasi, dan jadwal penelitian yang akan digunakan.

3.1 Tahapan Penelitian

Tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini antara lain adalah studi literatur, analisis dan desain, implementasi metode, pengujian dan analisis, serta penulisan laporan penelitian. Secara lebih detail, penelitian ini dirancang dengan urutan tahapan seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

3.1.1 Studi Literatur

Pada tahap ini akan dipelajari tentang segala informasi dan sumber pustaka yang sesuai dengan konteks penelitian yang dilakukan. Dalam penelitian ini, literatur yang dikaji secara garis besar meliputi konsep-konsep dasar yang berkaitan dengan segmentasi citra sel tunggal smear serviks, metode pengelompokan pada segmentasi citra, segmentasi dengan metode FCM_NLS, segmentasi kontur menggunakan metode *snake* seperti GVFS, GGVFS, dan CNGGVFS, dan perhitungan *edge map* menggunakan metode REM.

3.1.2 Analisis Masalah dan Desain Sistem

Tahap analisis ini dimaksudkan sebagai tahapan untuk melakukan analisa terhadap hasil penelitian-penelitian sejenis yang telah dilakukan untuk dapat dipakai sebagai referensi ataupun pembanding terhadap metode yang diusulkan. Kemudian tahap desain sistem, pada bagian ini akan dipaparkan mengenai format data *input* dan *output* serta penggambaran alur proses yang terjadi dalam metode untuk menghasilkan *output*. Penentuan desain model sistem ini akan memberikan gambaran mengenai apa dan bagaimana suatu penelitian dilaksanakan.

3.1.3 Implementasi Metode

Tahap implementasi metode bertujuan untuk mengimplementasikan rancangan metode yang diusulkan. Pada penelitian ini rancangan metode yang diusulkan akan diimplementasikan menggunakan aplikasi Matlab versi 2011a.

3.1.4 Pengujian dan Analisis

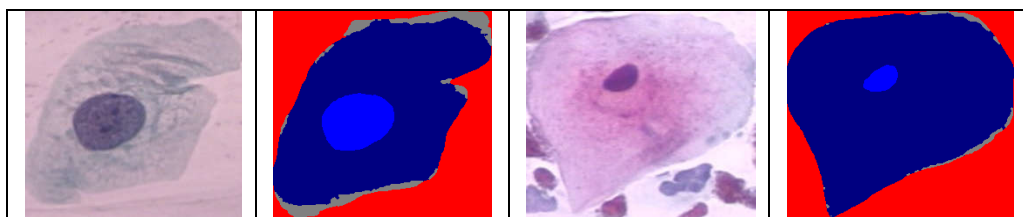
Pada tahapan ini akan dilakukan pengujian dan analisis terhadap hasil dan performa metode yang diusulkan dalam melakukan segmentasi citra sel tunggal smear serviks.

3.1.5 Penulisan Laporan

Pada tahap ini dilakukan penyusunan laporan terhadap penelitian yang telah dilakukan, mulai dari studi literatur, analisis masalah dan desain, hasil implementasi, hingga uji coba dan analisis.

3.2 Data Input

Data *input* atau *dataset* dari tahapan ini berupa citra mikroskopis sel tunggal smear serviks. *Dataset* yang digunakan adalah *dataset* Herlev yang terdiri dari 917 citra sel tunggal smear serviks yang diperoleh dari Departemen Patologi Rumah Sakit Universitas Herlev dan Departemen Automasi Universitas Teknik Denmark. *Dataset* citra tunggal smear serviks dapat diakses dan diunduh (<http://fuzzy.iaa.dtu.dk/download/smeat2005>).



Gambar 3.2 Contoh citra sel tunggal smear serviks berserta citra *groundtruth*.

Dataset citra smear serviks dikumpulkan oleh ahli *cytology* menggunakan mikroskop yang terhubung ke kamera digital. *Dataset* citra smear serviks Herlev ini juga terdapat *groundtruth*, contoh citra sel tunggal smear serviks beserta *groundtruth* dapat dilihat pada Gambar 3.2. *Groundtruth* citra smear serviks didapat dengan menggunakan *software* CHAMP dan tersegmentasi menjadi sitoplasma, nukleus dan *background* (Jantzen et al. 2006). Ahli *cytology* secara

manual mengklasifikasikan *dataset* sel tunggal citra smear serviks menjadi 7 kelas, distribusi kelas citra sel tunggal smear serviks dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Distribusi 917 citra sel tunggal smear serviks dalam database Herlev. (Jantzen et al. 2006)

Kelas	Kategori	Tipe Sel	Jumlah Sel	Total
1	Normal	<i>Superficial squamous epithelial</i>	74	242 sel normal
2	Normal	<i>Intermediate squamous epithelial</i>	70	
3	Normal	<i>Columnar epithelial</i>	98	
4	Tidak Normal	<i>Mild squamous non-keratinizing dysplasia</i>	182	675 sel tidak normal
5	Tidak Normal	<i>Moderate squamous non-keratinizing dysplasia</i>	146	
6	Tidak Normal	<i>Severe squamous non-keratinizing dysplasia</i>	197	
7	Tidak Normal	<i>Squamous cell carcinoma in situ intermediate</i>	150	

3.3 Rancangan Metode

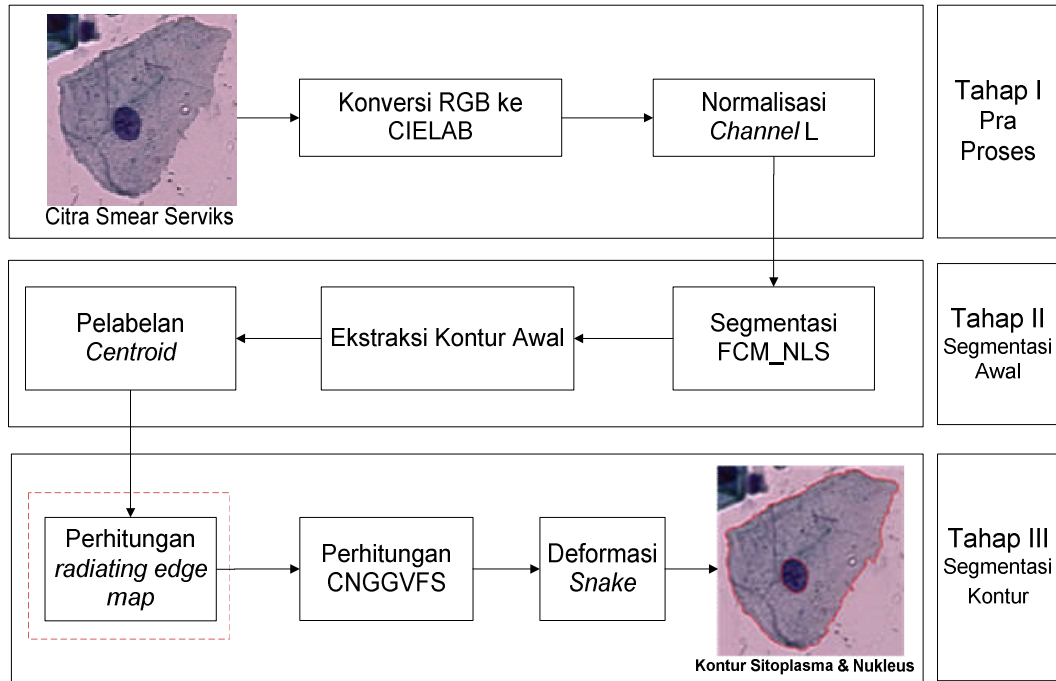
Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan segmentasi nukleus dan sitoplasma pada citra sel tunggal smear serviks menggunakan metode *Radiating Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (RCNGGVFS). Adapun rancangan metode yang diusulkan dan bagian kontribusi ditampilkan pada Gambar 3.3. Metode dalam penelitian ini terdiri atas tiga tahapan utama yaitu:

- Tahap I: Pra proses,
- Tahap II: Segmentasi awal, dan
- Tahap III: Segmentasi kontur.

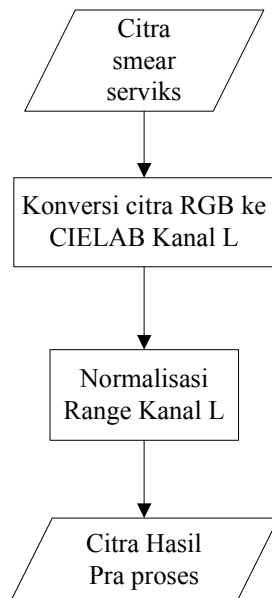
3.3.1 Pra Proses

Citra smear serviks memiliki kontras yang rendah, pewarnaan yang tidak seragam serta terdapat *noise* yang dapat menghambat proses segmentasi.

Diperlukan adanya perbaikan citra untuk meningkatkan akurasi proses segmentasi citra. Tahapan yang dilakukan pada pra proses ini terdapat pada Gambar 3.4.



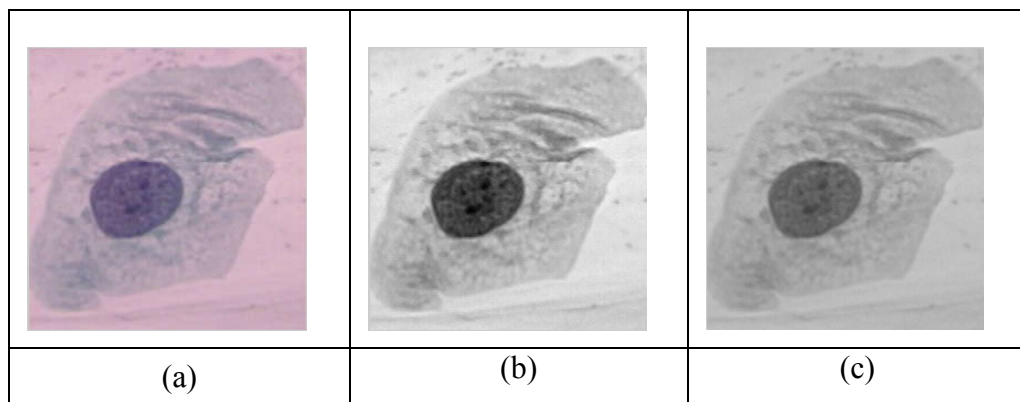
Gambar 3.3 Desain sistem yang diusulkan



Gambar 3.4 Diagram alir pra proses citra smear serviks

Pertama, citra smear serviks yang berada pada ruang warna RGB dikonversi ke dalam ruang warna CIELAB. Ruang warna ini terdiri dari tiga kanal, kanal L merupakan dimensi pencahayaan, sedangkan kanal a^* dan b^*

dimensi warna. CIELAB memisahkan kekontrasan dan warna penyusun citra. Kanal yang digunakan pada proses segmentasi ini adalah kanal L. Transformasi citra smear serviks dari ruang warna RGB ke ruang warna CIELAB dimulai dengan mencari nilai XYZ menggunakan Persamaan (2.3)-(2.5). Kemudian, kanal L, a^* , dan b^* dapat dicari dengan Persamaan (2.6)-(2.8). Selanjutnya, kanal L diekstraksi untuk memisahkan warna dengan pencahayaan. Hasil ekstraksi dimensi L mirip dengan citra *grayscale* namun hasil dari citra *grayscale* agak lebih gelap, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 Perbandingan citra smear serviks (a) citra asli, (b) citra CIELAB kanal L, dan (c) citra *grayscale*.

Kemudian kanal L dinormalisasi ke dalam *range* [0,255] untuk membentuk citra keabuan. Normalisasi dilakukan karena hasil ekstraksi kanal L tidak berada pada *range* [0,255]. Perhitungan normalisasi dapat didefinisikan seperti Persamaan (3.1).

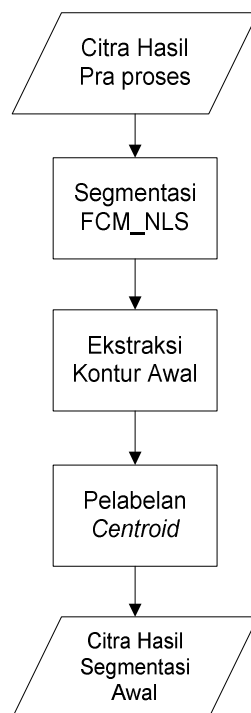
$$norm = \frac{L - min_L}{max_L - min_L}, \quad (3.1)$$

di mana *norm* adalah normalisasi, L adalah nilai dari kanal L tiap piksel, min_L merupakan nilai minimum pada kanal L, sedangkan max_L adalah nilai maksimum pada kanal L. Setelah dilakukan normalisasi *range*, maka akan didapatkan citra keabuan.

3.3.2 Segmentasi Awal

Pada tahap pra proses seharusnya dilakukan penghilang *noise* pada citra smear serviks. Karena, pada citra *smear* serviks terdapat *Gaussian noise* (Li et al.

2012) yang dapat menghambat proses segmentasi. Namun, pada tahap segmentasi awal ini diusulkan metode segmentasi pengelompokan menggunakan *Fuzzy C-Means Clustering Non Local Spatial* (FCM_NLS). Metode ini *robust* terhadap citra yang memiliki *noise* berdensitas tinggi, sehingga pada tahap pra proses tidak dilakukan penghilangan *noise*. Hal ini karena, pada metode FCM_NLS telah terdapat proses filter *noise* dengan memanfaatkan informasi spasial non lokal atau biasa disebut dengan *non local means*. Untuk tahapan segmentasi awal, dapat dilihat pada Gambar 3.6, dan segmentasi FCM_NLS pada Gambar 3.7.

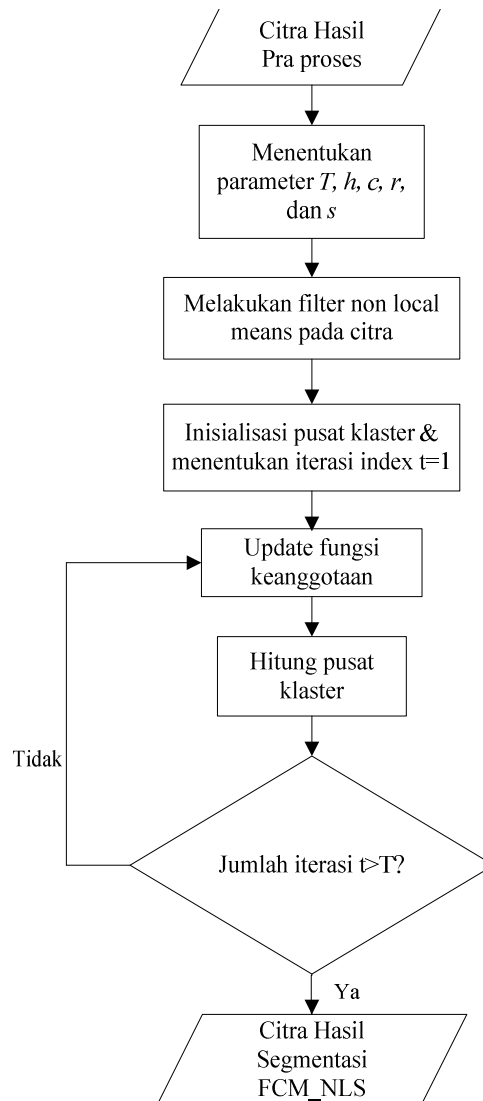


Gambar 3.6 Diagram alir segmentasi awal

3.3.2.1 Segmentasi FCM_NLS

Proses pertama yang harus dilakukan pada tahap segmentasi awal adalah melakukan segmentasi citra smear serviks yang telah melalui tahap pra proses. Citra smear serviks disegmentasi menggunakan metode FCM_NLS. Adapun langkah-langkah segmentasi FCM_NLS telah dijelaskan pada subbab 2.5.2. Langkah pertama yang dilakukan adalah menentukan nilai parameter-parameter yang digunakan pada proses segmentasi. Parameter-parameter yang digunakan seperti T , h , c , r , dan s untuk proses filter *non local means*. Parameter T merupakan jumlah maksimum iterasi, h merupakan parameter yang mengontrol

fungsi bobot w_{ij} , c merupakan jumlah klaster, r merupakan ukuran pencarian *window*, dan s merupakan ukuran dari ketetanggan piksel yang digunakan pada proses filter *non local means*. Pada penelitian ini parameter tersebut di *set* dengan $T=100$, $h=1$, $c=3$, $r=3$, dan $s=3$.



Gambar 3.7 Diagram alir segmentasi FCM_NLS

Setelah menentukan parameter-parameter yang dibutuhkan, maka dilakukan proses filter *non local means* pada citra menggunakan Persamaan (2.14). Selanjutnya, menentukan inisialisasi pusat klaster dan menentukan iterasi index $t = 1$. Setelah itu, fungsi keanggotaan diperbarui dengan menggunakan Persamaan (2.17) dan dihitung pusat klasternya menggunakan Persamaan (2.18) hingga konvergen.

3.3.2.2 Ekstraksi Kontur Awal

Setelah mendapatkan citra smear serviks yang tersegmentasi, kemudian dilakukan proses ekstraksi kontur awal. Pada proses ini diasumsikan bahwa area yang memiliki kecekungan terluas disebut sitoplasma. Kandidat nukleus dapat diasumsikan bahwa nukleus merupakan area yang terdapat di dalam sitoplasma dan area dengan *threshold* kurang dari nilai *threshold* δ dari citra dianggap sebagai *noise* dan akan diabaikan. Sisanya merupakan kandidat area nukleus.

Ukuran nukleus berbeda-beda pada tiap citra smear serviks, nilai *threshold* δ ditentukan sebesar 0,5 berdasarkan analisis statistika, agar dapat menghilangkan area yang terdapat *noise* saat proses ekstraksi kontur dilakukan (Li et al. 2012). Kontur awal diupayakan semakin dekat dengan objek. Sehingga *snake* pada proses segmentasi kontur lebih mudah untuk mengikuti dan mendeteksi bentuk objek.

3.3.2.3 Pelabelan *centroid*

Proses selanjutnya setelah mendapatkan kontur awal adalah melakukan pelabelan terhadap *centroid*, proses ini penting untuk membentuk *Radiating Edge Map* (REM) pada tahap segmentasi kontur. Pelabelan *centroid* dilakukan dengan perulangan sebanyak piksel nukleus yang bukan 0, dan masing-masing *centroid* diberi label dengan fitur *WeightedCentroid*.

3.3.3 Segmentasi Kontur dengan RCNGGVFS

Pada tahap ini, telah didapatkan citra hasil segmentasi awal dan *centroid* yang telah dilabeli dengan bobot intensitas. Tahap selanjutnya melakukan segmentasi kontur dengan menggunakan metode *Radiating Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (RCNGGVFS). Metode perhitungan REM yang dimanfaatkan pada metode GVFS belum berhasil untuk mendapatkan kontur sitoplasma dan nukleus secara akurat.

Hal ini disebabkan karena GVFS memiliki konvergensi yang lemah (Qin et al. 2013). Maka dari itu diusulkan metode RCNGGVFS, metode RCNGGVFS merupakan metode yang memanfaatkan perhitungan REM dalam pencarian *gradient edge map* pada metode *Component Normalized Generalized Gradient*

Vector Flow Snake (CNGGVFS). Proses segmentasi kontur dengan metode RCNGGVFS dapat dilihat pada Gambar 3.8.

Citra hasil segmentasi awal dijadikan *input* pada proses segmentasi kontur dengan metode RCNGGVFS untuk mendapatkan kontur sitoplasma dan nukleus. RCNGGVFS suatu citra dihitung dengan cara meminimasi fungsi energi CNGGVFS pada Persamaan (2.31), dimulai dengan melakukan normalisasi untuk tiap komponen-komponen GGVFS. Komponen-komponen yang dinormalisasi tersebut terdapat pada Persamaan (3.6) dan (3.7).

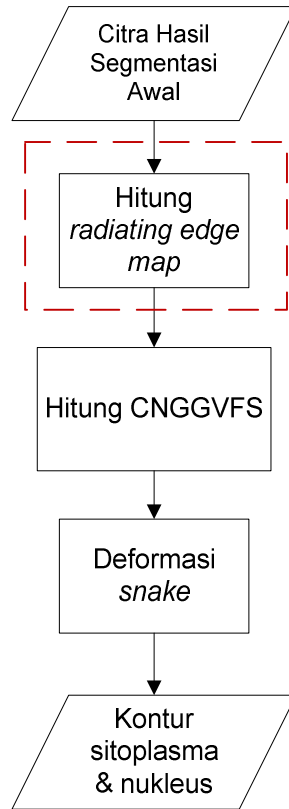
Pada penelitian ini nilai parameter *smoothing k* yang digunakan adalah 0,3. Kemudian, RCNGGVFS pada proses pencarian *edge map* (∇f) memanfaatkan perhitungan REM. Seperti Persamaan (2.43), persamaan RGVFS yang diusulkan Li, dkk., di mana ∇f (*gradient edge map*) menggunakan deteksi tepi konvensional, diganti dengan menggunakan ∇REM yaitu perhitungan *gradient edge map* menggunakan perhitungan *radiating edge map* (REM). Sehingga didapatkan Persamaan energi RCNGGVFS seperti berikut:

$$E_{RCNGGVFS} = \iint \underbrace{g(|\nabla REM|)|\nabla V|^2}_{\text{smoothness energy}} + \underbrace{h(|\nabla REM|)|V - \nabla REM|^2}_{\text{edge energy}} dx dy, \quad (3.3)$$

di mana,

$$g(|\nabla REM|) = e^{-|\nabla REM|/k} \quad (3.4)$$

$$h(|\nabla REM|) = 1 - g(|\nabla REM|) \quad (3.5)$$



Gambar 3.8 Diagram alir segmentasi kontur dengan RCNGGVFS.

Persamaan energi (3.3) dapat diselesaikan dengan menerapkan u dan v sebagai fungsi waktu t :

$$u(x, y) = g(|\nabla REM|) \nabla^2 u(x, y) - h(|\nabla REM|) [u(x, y) - f_x(x, y)]$$

$$v(x, y) = g(|\nabla REM|) \nabla^2 v(x, y) - h(|\nabla REM|) [v(x, y) - f_y(x, y)]$$

3.3.3.1 Perhitungan *Radiating Edge Map*

Radiating Edge Map (REM) dapat dihitung dengan mengekstrak setiap *radiating line* dan menghitung *radiating difference* sepanjang garis. Tahap-tahap perhitungan *Radiating Edge Map* (REM) dapat dijabarkan seperti berikut:

1. Tahap pertama pada perhitungan REM adalah mengekstraksi setiap *radiating line* menggunakan Persamaan (2.38)
2. Kemudian, menghitung *radiating difference* sepanjang garis menggunakan Persamaan (2.39).

3. *Radiating difference* yang bernilai positif harus diperbaiki, karena intensitas area *centroid* memiliki nilai kecil dan akan semakin besar jika semakin jauh dari *centroid* di sepanjang *radiating line*. *Radiating difference* dapat diperbaiki menggunakan Persamaan (2.41). Pada penelitian ini parameter *stackrefine theta* dan *positive suppress* yang digunakan adalah 2 dan 0,3, secara berturut-turut.

3.3.3.2 *Componen Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake*

Telah dijelaskan pada pengantar subbab 3.3.3 bahwa vektor GGVFS akan dinormalisasi menggunakan beberapa komponen berdasarkan besaran (*magnitude*). Metode komponen normalisasi GGVFS ini disebut *Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (CNGGVFS) (Qin et al. 2013). Komponen-komponen yang dinormalisasi ada pada Persamaan (3.6)-(3.7).

$$u(x, y) = \begin{cases} 1 & u(x, y) > 0 \\ 0 & u(x, y) = 0 \\ -1 & u(x, y) < 0 \end{cases} \quad (3.6)$$

$$v(x, y) = \begin{cases} 1 & v(x, y) > 0 \\ 0 & v(x, y) = 0 \\ -1 & v(x, y) < 0 \end{cases}, \quad (3.7)$$

di mana $u(x, y)$ dan $v(x, y)$ adalah komponen x dan y berturut-turut dari tenaga eksternal (x, y) pada vektor GGVFS. Tahap selanjutnya pada proses perhitungan CNGGVFS adalah meminimalkan fungsi energi eksternal GGVFS dengan menggunakan (3.3).

3.3.3.3 *Deformasi Snake*

Active contour atau *snake* dapat dihitung dengan meminimalkan fungsi energi eksternal dan internal yang dihitung dari data citra. Energi eksternal *snake* telah dihitung menggunakan metode RCNGGVFS. Untuk energi internal *snake* dapat dihitung dengan langkah sebagai berikut:

1. Tentukan kontur awal yang telah didapat dari proses segmentasi awal.
2. Tentukan parameter-parameter *snake* yang dibutuhkan seperti *alpha* (*elasticity parameter*), *beta* (*rigidity parameter*), *gamma* (*viscosity parameter*), dan *kappa* (*external force weight*).

3. Tiap titik *snake* akan bergerak secara berulang mencari lokasi yang terdapat energi *snake* paling minimum.

3.4 Uji Coba

Setelah tahapan implementasi metode selesai, maka tahapan penelitian ini selanjutnya adalah melakukan suatu uji coba terhadap sistem yang telah dibuat. Uji coba dimaksudkan untuk mengetahui apakah penelitian yang dilakukan telah dapat memenuhi tujuan penelitian sebagaimana yang telah direncanakan. Terdapat dua skenario uji coba yang dilakukan pada penelitian ini, yaitu:

1. Membandingkan hasil segmentasi kontur citra sel tunggal smear serviks menggunakan metode yang diusulkan dengan hasil segmentasi menggunakan metode CNGGVFS dengan segmentasi awal yang sama yaitu FCM_NLS.
2. Membandingkan hasil segmentasi kontur citra sel tunggal smear serviks menggunakan metode usulan dengan metode pada penelitian sebelumnya.

Metode pada penelitian sebelumnya adalah *Radiating Gradient Vector Flow Snake* (RGVFS) dengan metode *K-means* sebagai segmentasi awal (RGVFS & *K-means* (tanpa *denoising*)) (Li et al. 2012). Metode yang kedua adalah metode RGVFS dengan metode FCM sebagai segmentasi awal (RGVFS & FCM (tanpa *denoising*)) (Susanti et al. 2015).

3.5 Evaluasi

Evaluasi metode yang diusulkan dalam melakukan segmentasi kontur nukleus dan sitoplasma citra smear serviks dilakukan dengan cara membandingkan citra hasil segmentasi dengan citra segmentasi manual (*groundtruth*). Evaluasi dilakukan dengan dua cara, yaitu mencari nilai *Zijdenbos similarity index* (ZSI), dan akurasi menggunakan *confusion matrix*. ZSI merupakan metode pengukuran untuk mengetahui performa metode segmentasi berbasis *region*. ZSI digunakan untuk menghitung seberapa besar rasio *overlap* diantara dua citra. ZSI didefinisikan sebagai berikut:

$$ZSI = 2 \frac{|A_M \cap A_G|}{|A_M| + |A_G|}, \quad (3.8)$$

di mana A_M merupakan citra hasil segmentasi otomatis menggunakan metode yang diusulkan. Sedangkan A_G merupakan citra segmentasi manual atau *groundtruth*.

Confusion matrix digunakan untuk mencari nilai akurasi dari hasil segmentasi. Tabel *confusion matrix* dapat dilihat seperti Tabel 3.2.

Tabel 3.2 *Confusion matrix*

<i>Confusion matrix</i>		<i>Predicted</i>	
		<i>Negative</i>	<i>Positive</i>
<i>Actual</i>	<i>Negative</i>	TN	FP
	<i>Positive</i>	FN	TP

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (3.9)$$

Dengan menggunakan *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false negative* (FN), dan *false positive* (FP), nilai akurasi segmentasi didapatkan. Nilai akurasi segmentasi mendefinisikan seberapa besar yang terklasifikasi dengan benar secara keseluruhan. Nilai akurasi dapat dihitung dengan Persamaan (3.9).

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 4

UJI COBA DAN ANALISIS HASIL

4.1 Lingkungan Uji Coba

Data uji coba dalam penelitian ini diuji dengan menggunakan perangkat lunak dengan spesifikasi sebagai berikut:

- a. *Processor Intel(R) Core(TM) i3-2348M @2.3GHz*
- b. Kapasitas memori 4GB
- c. Kapasitas *harddisk* 500GB

Lingkungan perangkat lunak yang digunakan dalam uji coba penelitian ini sebagai berikut:

- a. Sistem operasi *windows 7 pro* 64-bit
- b. Aplikasi *MATLAB R2011a*

4.2 Data Uji Coba

Data masukan pada uji coba ini berupa citra mikroskopik sel tunggal smear serviks. Data yang digunakan diperoleh dari Departemen Patologi Rumah Sakit Universitas Herlev dan Departemen Automasi Universitas Teknik Denmark. Dataset Herlev ini terdiri dari 7 kelas yang berbeda dengan jumlah 917 citra sel tunggal smear serviks (Jantzen et al. 2006). Setiap satu citra sel tunggal smear serviks memiliki ukuran yang berbeda-beda, berada dalam ruang warna RGB dan berformat BMP. Contoh citra sel tunggal smear serviks yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.2.

4.3 Hasil Uji Coba

4.3.1 Hasil Uji Coba Skenario 1

Uji coba yang pertama adalah melakukan segmentasi dengan metode yang diusulkan yaitu menggunakan metode fungsi pengganti tenaga eksternal RCNGGVFS yang memanfaatkan perhitungan REM untuk pencarian *edge map* pada metode CNGGVFS dengan segmentasi awal FCM_NLS (RCNGGVFS & FCM_NLS). Hasil segmentasi tersebut dibandingkan dengan hasil segmentasi metode CNGGVFS yang menggunakan perhitungan *edge map* konvensional (*Sobel*) dengan segmentasi awal FCM_NLS (CNGGVFS & FCM_NLS). Uji coba pertama ini dimaksudkan untuk mengetahui performa metode yang menggunakan

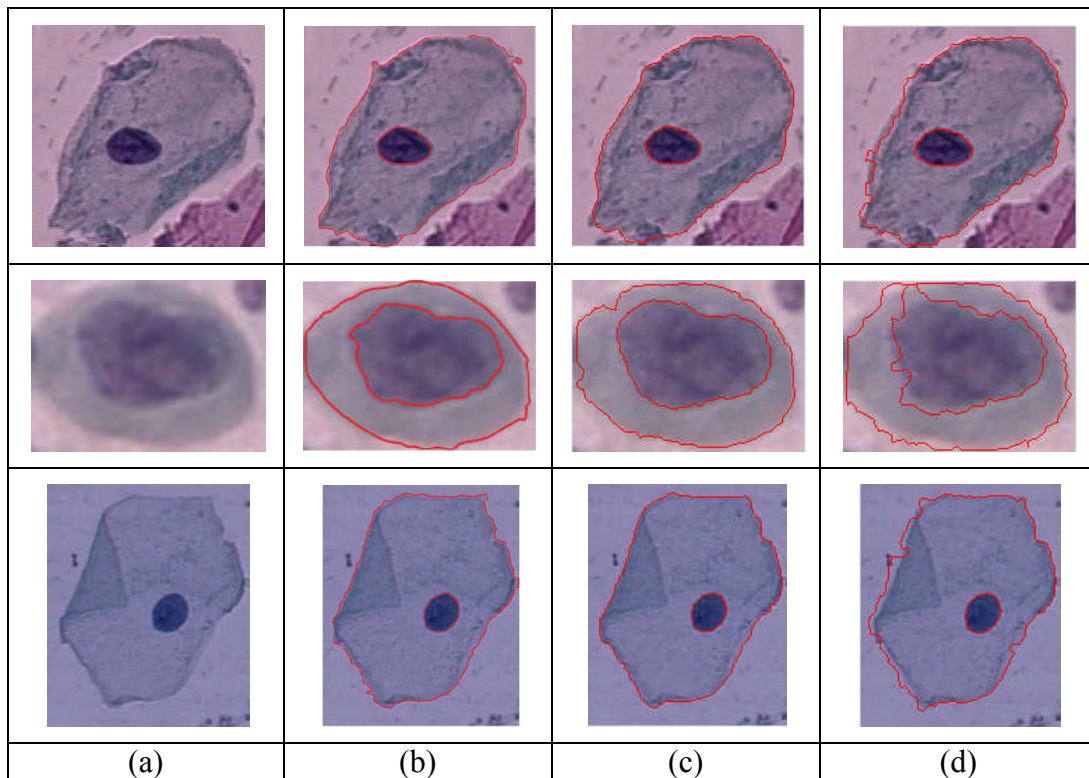
perhitungan REM pada pencarian *edge map*, dengan metode yang hanya menggunakan pencarian *edge map* konvensional (menggunakan *Sobel*).

Tabel 4.1 Jumlah citra yang dapat dianalisis

No	Nama Kelas	Banyaknya data citra Herlev	Banyaknya data citra yang dapat dianalisis	
			RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS
1	<i>Carcinoma in situ</i>	150	67	67
2	<i>Light Dysplastic</i>	182	61	61
3	<i>Moderate Dysplastic</i>	146	51	51
4	<i>Normal Columnar</i>	98	33	33
5	<i>Normal Intermediate</i>	70	20	20
6	<i>Normal Superficiel</i>	74	3	3
7	<i>Severe Dysplastic</i>	197	88	88

Pada penelitian ini tidak semua citra pada *dataset* Herlev dapat dianalisis. Ada beberapa citra yang setelah dilakukan segmentasi awal tidak dapat diketahui kontur awalnya. Hal ini disebabkan karena tiap citra pada *dataset* Herlev memiliki karakteristik yang berbeda, memiliki ukuran nukleus yang berbeda. Ada citra yang memiliki ukuran nukleus sangat kecil sehingga setelah melewati proses segmentasi awal, tidak dapat dideteksi kontur awalnya contohnya kelas *normal superficiel*. Area yang memiliki nilai *threshold* kurang dari 0,5 dideteksi sebagai *noise*. Tabel 4.1 menunjukkan jumlah citra yang dapat dianalisis.

Gambar 4.1 menunjukkan hasil segmentasi beberapa citra sel tunggal smear serviks menggunakan metode FCM_NLS untuk proses segmentasi awal dan RCNGGVFS untuk mendapatkan kontur nukleus dan sitoplasma. RCNGGVFS menggunakan perhitungan *radiating edge map* untuk proses pencarian *edge map* pada metode CNGGVFS. Pada Gambar 4.1 juga ditampilkan hasil segmentasi menggunakan metode FCM_NLS untuk proses segmentasi awal dan CNGGVFS untuk mendapatkan kontur nukleus dan sitoplasma. CNGGVFS menggunakan metode pencarian *edge map* konvensional yaitu *Sobel*.



Gambar 4.1 Hasil segmentasi beberapa citra sel tunggal smear serviks pada uji coba pertama (a) citra asli (b) *groundtruth* (c) Hasil segmentasi menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan) (d) Hasil segmentasi menggunakan CNGGVFS & FCM_NLS

Garis merah pada Gambar 4.1 menunjukkan area kontur nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks. Dapat dilihat dari Gambar 4.1.(c) hasil segmentasi metode RCNGGVFS dengan menggunakan segmentasi awal FCM_NLS lebih akurat dan mendekati seperti *groundtruth* dibanding metode CNGGVFS yang menggunakan metode pencarian *edge map* konvensional seperti *Sobel* dengan metode segmentasi awal yang sama. Untuk lebih lengkap, hasil segmentasi beberapa citra dapat dilihat di Lampiran 1. Performa metode yang diusulkan dilakukan dengan cara membandingkan citra hasil segmentasi dengan citra segmentasi manual (*groundtruth*). Evaluasi dilakukan dengan dua cara, diantaranya mencari nilai *Zijdenbos similarity index* (ZSI) dan akurasi. Hasil evaluasi segmentasi nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks pada uji coba pertama ini dapat dilihat pada Tabel 4.2 dan 4.3.

Pada Tabel 4.2 dapat dilihat hasil rata-rata akurasi dan ZSI dari segmentasi nukleus pada uji coba pertama ini, metode yang menggunakan perhitungan

radiating edge map memiliki nilai rata-rata akurasi dan ZSI yang lebih tinggi dibanding menggunakan metode pencarian *edge map* konvensional. Misalnya kelas *Carcinoma in situ* yang memiliki rata-rata akurasi 91,81% jika disegmentasi menggunakan metode perhitungan *radiating edge map*, sedangkan jika menggunakan metode pencarian *edge map* konvensional rata-rata akurasi yang didapatkan hanya 86,09%. Rata-rata akurasi semua kelas untuk segmentasi nukleus sebesar 95,34% dengan metode segmentasi yang menggunakan perhitungan *radiating edge map*. Sedangkan rata-rata akurasi semua kelas untuk segmentasi nukleus yang menggunakan metode pencarian *edge map* konvensional adalah 93,41%. Kemudian, nilai rata-rata ZSI untuk semua kelas adalah 88,06% untuk proses segmentasi nukleus dengan metode perhitungan *radiating edge map* dan 84,70% untuk proses segmentasi nukleus dengan metode pencarian *edge map* konvensional.

Tabel 4.2 Evaluasi segmentasi nukleus citra sel tunggal smear serviks menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS dan CNGGVFS & FCM_NLS

No	Kelas	Rata-rata Akurasi (%)		Rata-rata ZSI(%)	
		RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS
1	<i>Carcinoma in situ</i>	91,81	86,09	90,62	84,30
2	<i>Light Dysplastic</i>	97,19	95,98	91,86	88,91
3	<i>Moderate Dysplastic</i>	95,98	93,41	92,58	88,33
4	<i>Normal Columnar</i>	89,71	88,32	83,22	81,00
5	<i>Normal Intermediate</i>	99,34	99,15	86,93	84,67
6	<i>Normal Superficial</i>	99,49	99,43	79,71	78,29
7	<i>Severe Dysplastic</i>	93,88	91,53	91,56	87,41
	Rata-rata semua kelas	95,34	93,41	88,06	84,70

Sama halnya pada Tabel 4.2, pada Tabel 4.3 juga terlihat bahwa metode yang menggunakan perhitungan *radiating edge map* memiliki nilai akurasi dan ZSI yang lebih tinggi dibanding menggunakan metode pencarian *edge map* konvensional untuk proses segmentasi sitoplasma pada uji coba pertama. Namun, pada kelas *Severe Dysplastic*, metode pencarian *edge map* konvensional untuk proses segmentasi sitoplasma memiliki nilai rata-rata akurasi dan ZSI lebih tinggi dari pada metode segmentasi yang menggunakan perhitungan *radiating edge map*. Nilai rata-rata ZSI semua kelas untuk segmentasi nukleus sebesar 87,16% dengan metode segmentasi yang menggunakan perhitungan *radiating edge map*. Sedangkan rata-rata ZSI semua kelas untuk segmentasi nukleus yang menggunakan metode pencarian *edge map* konvensional adalah 86,68%. Kemudian, nilai rata-rata akurasi untuk semua kelas adalah 83,48% untuk proses segmentasi nukleus dengan metode perhitungan *radiating edge map* dan 82,55% untuk proses segmentasi nukleus dengan metode pencarian *edge map* konvensional.

Tabel 4.3 Evaluasi segmentasi sitoplasma citra sel tunggal smear serviks menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS dan CNGGVFS & FCM_NLS

No	Kelas	Rata-rata Akurasi (%)		Rata-rata ZSI(%)	
		RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS
1	<i>Carcinoma in situ</i>	79,97	79,95	84,90	85,07
2	<i>Light Dysplastic</i>	83,46	80,96	86,70	85,03
3	<i>Moderate Dysplastic</i>	80,40	79,75	84,75	84,50
4	<i>Normal Columnar</i>	80,51	78,87	83,64	82,72
5	<i>Normal Intermediate</i>	93,73	92,85	95,07	94,41
6	<i>Normal Superficial</i>	85,19	84,26	89,53	88,88
7	<i>Severe Dysplastic</i>	81,11	81,21	85,58	86,19
	Rata-rata semua kelas	83,48	82,55	87,16	86,68

4.3.2 Hasil Uji Coba Skenario 2

Skenario uji coba yang kedua adalah membandingkan metode yang diusulkan yaitu RCNNGVFS dengan segmentasi awal FCM_NLS dengan metode pada penelitian sebelumnya yang melakukan segmentasi terhadap citra sel tunggal smear serviks. Metode tersebut adalah *Radiating Gradient Vector Flow Snake* (RGVFS) dengan metode *K-means* sebagai segmentasi awal (RGVFS & *K-means* (tanpa *denoising*)) (Li et al. 2012). Metode yang kedua adalah metode RGVFS dengan metode FCM sebagai segmentasi awal (RGVFS & FCM (tanpa *denoising*)) (Susanti et al. 2015). RGVFS merupakan metode REM yang dimanfaatkan pada energi eksternal GVFS.

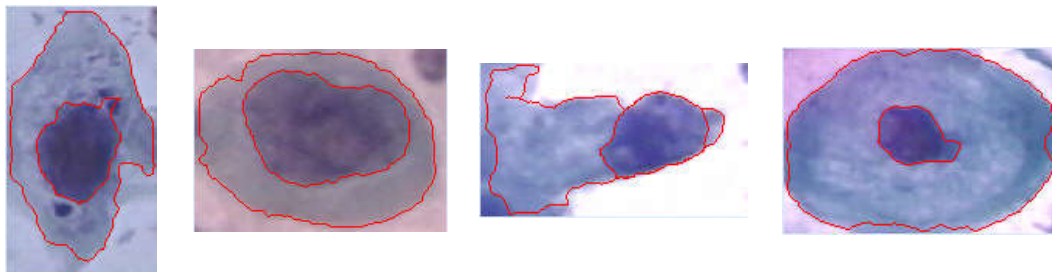
Tabel 4.4 Perbandingan jumlah citra yang dapat dianalisis tiap metode pada uji coba kedua

No	Nama Kelas	Banyaknya data citra Herlev	Banyaknya data citra yang dapat dianalisis		
			FCM_NLS & RCNNGVFS (Metode usulan)	FCM & RGVFS (tanpa <i>denoising</i>)	<i>K-means</i> & RGVFS (tanpa <i>denoising</i>)
1	<i>Carcinoma in situ</i>	150	67	19	20
2	<i>Light Dysplastic</i>	182	61	22	19
3	<i>Moderate Dysplastic</i>	146	51	20	19
4	<i>Normal Columnar</i>	98	33	20	20
5	<i>Normal Intermediate</i>	70	20	15	14
6	<i>Normal Superficiel</i>	74	3	3	3
7	<i>Severe Dysplastic</i>	197	88	17	17

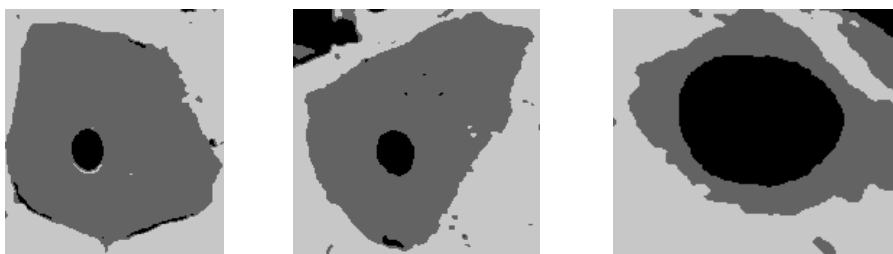
Pada uji coba pertama telah diketahui jumlah data citra semar serviks yang dapat dianalisis untuk metode yang diusulkan (RCNNGVFS & FCM_NLS). Pada uji coba ini jumlah data citra yang dianalisis untuk metode RGVFS & FCM dan metode RGVFS & *K-means* dapat dilihat pada Tabel 4.4 Jumlah data citra yang dapat dianalisis oleh metode RCNNGVFS & FCM_NLS lebih besar dibanding dengan metode FCM & RGVFS dan metode RGVFS & *K-means*. Namun, pada

kelas *normal superficial* jumlah data citra yang dapat dianalisis hanya 3 citra untuk semua metode yang diuji.

Pada Gambar 4.2 telah diberikan contoh citra yang dapat dianalisis pada metode RCNGGVFS & FCM_NLS namun tidak dapat dianalisis pada metode RGVFS & FCM dan metode RGVFS & *K-means*. Ada beberapa alasan mengapa metode RGVFS & FCM dan metode RGVFS & *K-means* hanya dapat menganalisis sedikit citra. Salah satunya adalah karena metode *denoising* yang belum *robust*, sementara data citra sel tunggal smear serviks memiliki *noise* dan hal ini juga berdampak pada hasil segmentasi awal citra sel tunggal smear serviks. Jika nukleus pada citra sel tunggal smear serviks tidak disegmentasi dengan baik, akan berdampak pada proses pencarian kontur awal. Jika kontur awal tidak ditemukan, maka proses segmentasi selanjutnya tidak dapat dilanjutkan. Pada penelitian ini digunakan metode FCM_NLS sebagai metode segmentasi awal. Pada tahap praproses tidak dilakukan lagi proses *denoising* karena pada metode FCM_NLS sudah terdapat proses *denoising* dan *robust* terhadap *noise*. Gambar 4.3 merupakan contoh hasil segmentasi menggunakan metode FCM_NLS.



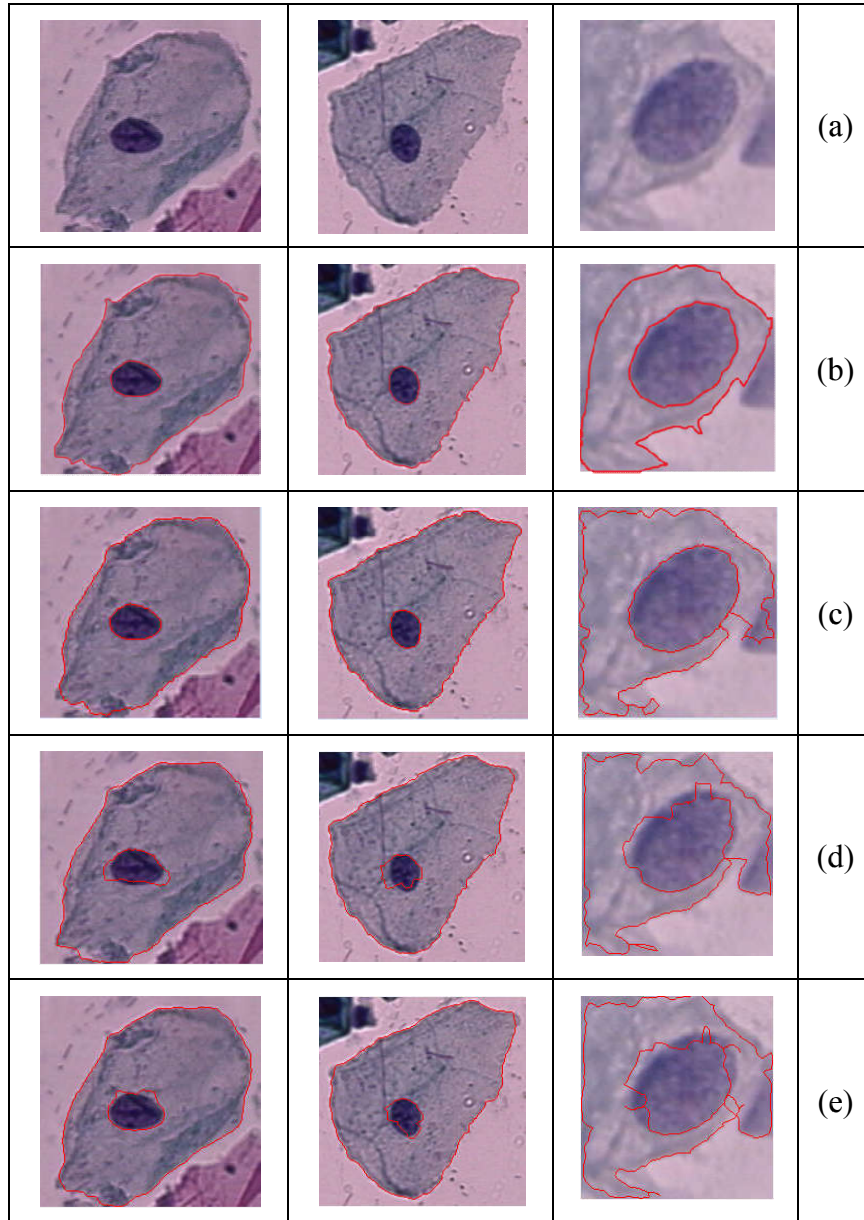
Gambar 4.2 Contoh citra yang dapat dianalisis pada metode RCNGGVFS & FCM_NLS namun tidak dapat dianalisis pada metode RGVFS & FCM dan RGVFS & *K-means*.



Gambar 4.3 Contoh hasil segmentasi menggunakan metode FCM_NLS

Contoh citra hasil uji coba kedua dapat dilihat pada Gambar 4.4. Gambar 4.4.(a) merupakan citra asli smear serviks, 4.4.(b) merupakan citra *groundtruth*

atau hasil segmentasi manual, 4.4.(c) merupakan citra hasil segmentasi menggunakan metode RCNGGVFS & FCM_NLS, 4.4.(d) merupakan citra hasil segmentasi menggunakan metode RGVFS & *K-means*, dan 4.4.(e) merupakan citra hasil segmentasi menggunakan metode RGVFS & FCM.



Gambar 4.4 Hasil segmentasi (a) citra asli (b) *groundtruth* (c) metode RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan) (d) RGVFS & *K-means* (tanpa *denoising*) (e) RGVFS & FCM (tanpa *denoising*)

Pada Gambar 4.4 dapat dilihat bahwa hasil segmentasi kontur yang dihasilkan menggunakan metode RCNGGVFS & FCM_NLS lebih akurat

dibanding metode lain. Sangat jelas terlihat bahwa hasil segmentasi kontur nukleus pada metode RGVFS & *K-means* dan RGVFS & FCM masih belum akurat. Ada area yang sebenarnya bukan area nukleus tapi dideteksi sebagai area nukleus. Sebaliknya dengan menggunakan metode RCNGGVFS & FCM_NLS, hasil segmentasi nukleus lebih akurat dan menyerupai *groundtruth*.

Tabel 4.5 Evaluasi segmentasi nukleus citra sel tunggal smear serviks menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS, RGVFS & FCM dan RGVFS & *K-means*

No	Kelas	Rata-rata Akurasi (%)			Rata-rata ZSI(%)		
		RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	RGVFS & FCM	RGVFS & <i>K-means</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	RGVFS & FCM	RGVFS & <i>K-means</i>
1	<i>Carcinoma in situ</i>	91,81	91,54	0,9100	90,62	0,8960	0,8966
2	<i>Light Dysplastic</i>	97,19	96,39	96,71	91,86	90,57	91,60
3	<i>Moderate Dysplastic</i>	95,98	95,49	95,36	92,58	91,58	90,71
4	<i>Normal Columnar</i>	89,71	89,49	88,13	83,22	83,45	83,33
5	<i>Normal Intermediate</i>	99,34	99,07	98,82	86,93	80,30	79,10
6	<i>Normal Superficial</i>	99,49	99,17	98,84	79,71	73,83	81,73
7	<i>Severe Dysplastic</i>	93,88	93,01	93,11	91,56	90,52	90,52
	Rata-rata semua kelas	95,34	94,88	94,56	88,06	85,69	86,66

Performa metode pada uji coba kedua dilakukan dengan cara membandingkan citra hasil segmentasi dengan citra segmentasi manual (*groundtruth*) sama seperti pada uji coba pertama. Evaluasi dilakukan dengan dua cara, diantaranya mencari nilai *Zijdenbos similarity index* (ZSI) dan akurasi. Tabel 4.5 menunjukkan hasil rata-rata akurasi dan ZSI dari segmentasi nukleus pada uji coba kedua. Metode RCNGGVFS & FCM_NLS masih memiliki rata-rata akurasi dan ZSI tertinggi untuk proses segmentasi nukleus. Namun, pada kelas *normal*

columnar, nilai ZSI yang tertinggi dimiliki oleh metode RGVFS & FCM, sedangkan pada kelas *normal superficial* nilai ZSI tertinggi dimiliki oleh metode RGVFS & *K-means*.

Sama seperti uji coba pertama, rata-rata akurasi semua kelas untuk segmentasi nukleus pada uji coba kedua sebesar 95,34% dengan metode RCNGGVFS & FCM_NLS. Sedangkan rata-rata akurasi semua kelas untuk segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & FCM adalah 94,88%, dan 94,56% untuk segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & *K-means*. Kemudian, nilai rata-rata ZSI untuk semua kelas adalah 88,06% untuk proses segmentasi nukleus dengan metode RCNGGVFS & FCM_NLS. Kemudian nilai rata-rata ZSI untuk proses segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & FCM sebesar 85,69%, dan 86,66% untuk proses segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & *K-means*.

Tabel 4.6 Evaluasi segmentasi sitoplasma citra sel tunggal smear serviks menggunakan RCNGGVFS & FCM_NLS, RGVFS & FCM dan RGVFS & *K-means*

No	Kelas	Rata-rata Akurasi (%)			Rata-rata ZSI(%)		
		RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	RGVFS & FCM	RGVFS & <i>K-means</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	RGVFS & FCM	RGVFS & <i>K-means</i>
1	<i>Carcinoma in situ</i>	79,97	79,01	77,91	84,90	84,47	83,54
2	<i>Light Dysplastic</i>	83,46	83,54	83,44	86,70	86,46	86,64
3	<i>Moderate Dysplastic</i>	80,40	76,11	76,53	84,75	80,86	81,22
4	<i>Normal Columnar</i>	80,51	79,47	79,60	83,64	83,00	82,91
5	<i>Normal Intermediate</i>	93,73	93,08	93,52	95,07	94,37	94,88
6	<i>Normal Superficiel</i>	85,19	84,08	83,87	89,53	88,90	88,69
7	<i>Severe Dysplastic</i>	81,11	77,55	76,79	85,58	83,98	83,28
	Rata-rata semua kelas	83,48	81,83	81,66	87,16	86,00	85,88

Pada tabel 4.6 dapat dilihat hasil evaluasi untuk segmentasi nukleus. Metode yang diusulkan yaitu RCNNGVFS & FCM_NLS, memiliki nilai rata-rata akurasi dan ZSI yang lebih tinggi dibanding metode yang lain yaitu RGVFS & FCM dan RGVFS & *K-means*. Nilai rata-rata ZSI untuk semua kelas adalah 87,16% untuk proses segmentasi nukleus dengan metode RCNNGVFS & FCM_NLS. Nilai rata-rata ZSI untuk proses segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & FCM sebesar 86,00%, dan 85,88% untuk proses segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & *K-means*. Kemudian, rata-rata akurasi semua kelas untuk segmentasi sitoplasma pada uji coba kedua sebesar 83,48% dengan metode RCNNGVFS & FCM_NLS. Sedangkan rata-rata akurasi semua kelas untuk segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & FCM adalah 81,83%, dan 81,66% untuk segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & *K-means*. Untuk informasi lebih lengkap tentang nilai akurasi dan ZSI pada uji coba skenario 1 dan 2 dapat dilihat pada Lampiran 2.

4.4 Analisis Hasil Uji Coba

Pada penelitian ini, data citra yang digunakan adalah citra mikroskopis sel tunggal smear serviks. Dataset yang digunakan adalah Herlev *data-set* yang terdiri dari 917 citra sel tunggal smear serviks yang diperoleh dari Departemen Patologi Rumah Sakit Universitas Herlev dan Departemen Automasi Universitas Teknik Denmark. *Data-set* citra sel tunggal smear serviks dikumpulkan oleh ahli *cytology* menggunakan mikroskop yang terhubung ke kamera digital. Ahli *cytology* secara manual mengklasifikasikan *data-set* sel tunggal citra sel tunggal smear serviks menjadi 7 kelas, yaitu *Carcinoma in situ*, *Light Dysplastic*, *Moderate Dysplastic*, *Normal Columnar*, *Normal Intermediate*, *Normal Superficial*, dan *Severe Dysplastic*. *Data-set* citra sel tunggal smear serviks Herlev ini juga terdapat *groundtruth* atau hasil segmentasi manual. *Groundtruth* citra sel tunggal smear serviks didapat dengan menggunakan *software* CHAMP dan tersegmentasi menjadi sitoplasma, nukleus dan *background* (Jantzen et al. 2006).

Dari semua kelas citra sel tunggal smear serviks yang berjumlah 917 citra, terdapat beberapa citra yang tidak dapat dianalisis. Citra sel tunggal smear serviks yang paling sedikit dianalisis berada pada kelas *normal superficial*. Pada kelas ini

citra sel tunggal smear serviks memiliki ukuran nukleus sangat kecil. Sehingga setelah melewati proses segmentasi awal, dengan *threshold* yang digunakan sebagai parameter untuk mendapatkan kontur awal, nukleus tersebut dianggap *noise* dan dihilangkan. Sehingga nukleus citra sel tunggal smear serviks tidak dapat dideteksi kontur awalnya. Jika kontur awal tidak ditemukan, maka proses segmentasi selanjutnya tidak dapat dilanjutkan. Gambar 4.5 merupakan contoh citra pada kelas *normal superficiel*.



Gambar 4.5 Contoh citra sel tunggal smear serviks kelas *normal superficiel*

Segmentasi awal yang digunakan pada penelitian ini adalah FCM_NLS. Segmentasi awal berfungsi mendapatkan kontur awal yang akan digunakan pada proses segmentasi kontur citra sel tunggal smear serviks untuk metode RCNGGVFS. Metode FCM_NLS *robust* terhadap citra yang memiliki *noise* berdensitas tinggi, sehingga pada tahap pra proses tidak dilakukan penghilangan *noise*. Hal ini karena, pada metode FCM_NLS telah terdapat proses filter *noise* dengan memanfaatkan informasi spasial non lokal atau biasa disebut dengan *non local means*. Metode segmentasi awal yang baik akan membuat proses untuk mendapatkan kontur awal menjadi lebih mudah sehingga dapat meningkatkan jumlah citra yang dapat dianalisis. Hal ini dapat dilihat pada Tabel 4.4, jumlah citra yang dapat dianalisis dengan menggunakan metode segmentasi awal FCM_NLS lebih tinggi dibanding dengan metode segmentasi FCM dan *K-means*.

Edge map yang dihitung dengan menggunakan operator deteksi tepi seperti *Sobel*, belum dapat mendeteksi daerah nukleus dari citra smear serviks dengan benar (Li et al. 2012). Hal ini disebabkan karena area nukleus umumnya lebih gelap dari pada area sitoplasma dan area sitoplasma lebih gelap dibanding dengan area *background*. Penelitian ini mengusulkan metode RCNGGVFS untuk segmentasi kontur citra sel tunggal smear serviks. Metode RCNGGVFS merupakan metode *active contour* yang menggunakan CNGGVFS sebagai fungsi

energi eksternal dan memanfaatkan perhitungan *radiating edge map* (REM) untuk pencarian *edge map*-nya.

REM merupakan proses perhitungan *gradient edge map* pada sepanjang garis pancaran atau *radiating line* yang dimulai dari *intensity-weighted area centroid* nukleus hasil segmentasi awal. Untuk itu dilakukan uji coba pertama, untuk membuktikan bahwa metode REM menghasilkan segmentasi kontur nukleus yang lebih baik dibanding jika menggunakan metode pencarian *edge map* konvensional. Pada Tabel 4.5 dapat dilihat nilai rata-rata akurasi dan ZSI segmentasi nukleus menggunakan metode perhitungan REM adalah 95,34% & 88,06%. Sedangkan nilai rata-rata akurasi dan ZSI segmentasi nukleus jika menggunakan metode pencarian *edge map* konvensional adalah 93,41% dan 84,70%. Dari nilai tersebut dapat diketahui bahwa metode CNGGVFS yang memanfaatkan perhitungan REM untuk pencarian *edge map* dapat menghasilkan segmentasi kontur nukleus yang lebih akurat dibanding menggunakan perhitungan *edge map* konvensional.

Metode perhitungan REM yang dimanfaatkan pada metode GVFS belum berhasil untuk mendapatkan kontur sitoplasma dan nukleus secara akurat. Hal ini disebabkan karena GVFS memiliki konvergensi yang lemah (Qin et al. 2013). Kelemahan yang dihadapi GVFS dan GGVFS adalah karena konsistensi komponen energi eksternal *snake* yang diperlukan untuk menarik *snake* ke arah objek secara signifikan lebih kecil dalam besaran (*magnitude*) yang dapat mengganggu proses difusi pada normalisasi vektor. Untuk mengatasi masalah tersebut metode *Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (CNGGVFS) diusulkan, CNGGVFS didapatkan dengan melakukan normalisasi tiap komponen dari inisialisasi vektor GGVFS dengan memperhatikan besaran (*magnitude*) (Qin et al. 2013). Komponen yang lebih kecil harus ditingkatkan sehingga setiap komponen dapat mempengaruhi proses pembentukan *snake*.

Dilakukan uji coba kedua, untuk membuktikan performa metode RCNGGVFS dibanding dengan metode yang diusulkan oleh penelitian sebelumnya yang menggunakan RGVFS. Metode tersebut adalah metode *K-means* sebagai segmentasi awal, dan *Radiating Gradient Vector Flow Snake* (RGVFS) sebagai metode segmentasi kontur nukleus dan sitoplasma (RGVFS &

K-means) (Li et al. 2012). Metode yang kedua adalah metode FCM sebagai segmentasi awal, dan RGVFS sebagai metode segmentasi kontur nukleus dan sitoplasma (RGVFS & FCM) (Susanti et al. 2015).

Tabel 4.7 Nilai rata-rata akurasi & ZSI nukelus dari semua kelas

Metode	Rata-rata akurasi nukleus (%)	Rata-rata ZSI nukleus (%)
RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	95,34	88,06
CNNGGVFS & FCM_NLS (<i>edge map</i> konvensional)	93,41	84,70
RGVFS & FCM (Susanti et al. 2015)	94,88	85,69
RGVFS & <i>K-means</i> (Li et al. 2012)	94,56	86,66

Tabel 4.8 Nilai rata-rata akurasi & ZSI sitoplasma dari semua kelas

Metode	Rata-rata akurasi sitoplasma (%)	Rata-rata ZSI sitoplasma (%)
RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	83,48	87,16
CNNGGVFS & FCM_NLS (<i>edge map</i> konvensional)	82,55	86,68
RGVFS & FCM (Susanti et al. 2015)	81,83	86,00
RGVFS & <i>K-means</i> (Li et al. 2012)	81,66	85,88

Pada Tabel 4.7 dan Tabel 4.8 dapat dilihat untuk metode yang diusulkan pada penelitian ini menghasilkan nilai rata-rata akurasi dan ZSI dari semua kelas citra sel tunggal smear serviks lebih tinggi dibanding metode yang lain. Nilai rata-rata akurasi dan ZSI semua kelas untuk segmentasi nukleus sebesar 95,34% dan 88,06% dengan metode RCNGGVFS & FCM_NLS. Sedangkan rata-rata akurasi dan ZSI semua kelas untuk segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & FCM adalah 94,88%, dan 85,69%. Kemudian, rata-rata akurasi dan ZSI semua kelas untuk segmentasi nukleus menggunakan metode RGVFS & *K-means* adalah 94,56% dan 86,66%.

Kemudian nilai rata-rata akurasi dan ZSI semua kelas untuk segmentasi sitoplasma sebesar 83,48% dan 87,16% dengan metode RCNNGVFS & FCM_NLS. Sedangkan rata-rata akurasi dan ZSI semua kelas untuk segmentasi sitoplasma menggunakan metode RGVFS & FCM adalah 81,83%, dan 86,00%. Kemudian, rata-rata akurasi dan ZSI semua kelas untuk segmentasi sitoplasma menggunakan metode RGVFS & *K-means* adalah 81,66% dan 85,88%.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 5

PENUTUP

Berdasarkan uji coba dan analisis hasil pengujian pada metode segmentasi citra sel tunggal smear serviks, dapat diuraikan beberapa kesimpulan dan saran untuk pengembangan lebih lanjut.

5.1 Kesimpulan

- a. Segmentasi kontur citra sel tunggal smear serviks dengan metode *Radiating Component Normalized Generalized Gradient Vector Flow Snake* (RCNGGVFS) berhasil dengan nilai rata-rata akurasi & ZSI semua kelas untuk segmentasi kontur nukleus adalah 95,34% dan 88,06%. Nilai rata-rata akurasi & ZSI semua kelas untuk segmentasi kontur sitoplasma adalah 83,48% dan 87,16%.
- b. Tahap pra proses berhasil dilakukan untuk mendapatkan citra keabuan dengan cara mengonversi citra dari ruang warna RGB ke ruang warna CIELAB kanal L.
- c. Tahap segmentasi awal dengan metode FCM_NLS berhasil untuk mendapatkan hasil segmentasi yang baik sehingga mempermudah proses pencarian kontur awal dan meningkatkan jumlah citra yang dapat dianalisis.
- d. Berdasarkan hasil uji coba, metode yang diusulkan lebih optimal dalam mendeteksi kontur nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks dibanding metode CNGGVFS, RGVFS & *K-means* (tanpa *denoising*), dan RGVFS & FCM (tanpa *denoising*).

5.2 Saran

Pada penelitian ini dilakukan penggunaan *global threshold* pada proses ekstraksi kontur awal yang menyebabkan nukleus pada beberapa citra terdeteksi sebagai *noise* karena memiliki nilai *threshold* lebih kecil dari nilai *threshold* yang ditetapkan. Sehingga, untuk penelitian selanjutnya disarankan menggunakan *adaptive threshold* untuk proses ekstraksi kontur awal.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR PUSTAKA

- Bamford, P & Lovell, B.C.(1996), “A water immersion algorithm for cytological image segmentation”, *Proceedings of the APRS Image Segmentation Workshop*, Sydney, Australia, hal.75–79.
- Bezdek, J.C., (1980), “A Convergence Theorem for the Fuzzy ISODATA Clustering Algorithms”, *IEEE Transaction On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-2(1), hal.1–8.
- Buades, A., Coll, B., Matem, D., Km, C. V., Mallorca, P. De, Morel, J., & Cachan, E. N. S. (2005), “A non-local algorithm for image denoising”, *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.2, hal 60–65.
- Chankong, T., & Member, N. T. S. (2013), “Automatic cervical cell segmentation”, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 113(2), hal.539–556.
- Ganesan, P. et al., (2010), “Segmentation and Edge Detection of Color Images Using CIELAB Color Space and Edge Detectors”, *IEEE On Emerging Trends in Robotics and Communication Technologies (INTERACT)*, hal.393-397.
- Ghosh, M. et al., (2010), “Automated Leukocyte Recognition using Fuzzy Divergence”, *Micron*, 41(7), hal.840–846.
- Gonzalez, R.C. & Woodz, R.E., (2008), “Digital Image Processing Third Edition”, *Pearson Education, Inc.*
- Jantzen, J & Dounias, G., (2006), "Analysis of Papsmear image data," *Proceedings of the Nature-Inspired Smart Information Systems 2nd Annual Symposium NISIS*.
- Jati, A. et al., (2014), “Automatic Leukocyte Nucleus Segmentation by Intuitionistic Fuzzy Divergence Based *Thresholding*”, *Micron*, 58, hal.55–65.
- Jemal, A., Bray, F., & Ferlay, J. (2011), *Global Cancer Statistics*, vol.61(2), hal.69–90.
- Kale, A., & Aksoy, S. (2010), “Segmentation of Cervical Cell Images”, *IEEE on International Conference Pattern Recognition (ICPR)*.
- Kass, M., Witkin, A., & Terzopoulos, D. (1987), “Snakes: Active contour models”, *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 1, hal. 321–331.



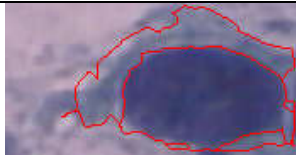
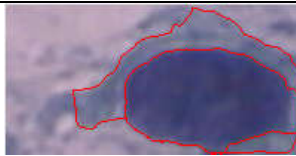











- Kusumadewi, S. & Purnomo, H., (2013), “Aplikasi Logika Fuzzy Untuk Pendukung Keputusan”, Edisi 2., Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Li, K., Lu, Z., Liu, W., & Yin, J. (2012), “Cytoplasm and nucleus segmentation in cervical smear images using Radiating GVF Snake”, *Pattern Recognition*, vol. 45(4), hal.1255–1264.
- Liu, H. et al., (2009), “Fuzzy C-Means Algorithm Based on Standard Mahalanobis Distances”, *In Proceedings of the 2009 International Symposium on Information Processing (ISIP’09)*. Huangshan, hal. 422–427.
- Liu, X., Lin, L. & Yuille, A.L., (2013), “Robust Region Grouping via Internal Patch Statistics”, *In Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Robust*, *IEEE Computer Society*, hal. 1931–1938.
- Qin, L., Zhu, C., Member, S., Zhao, Y., Member, S., Bai, H., & Tian, H. (2013), “Generalized Gradient Vector Flow for Snakes : New Observations, Analysis, and Improvement”, vol.23(5), hal.883–897.
- Septadina, I. S., Kesuma, H., Handayani, D., Suciati, T., & Liana, P. (2015), “Upaya Pencegahan Kanker Serviks Melalui Peningkatan Pengetahuan Kesehatan Reproduksi Wanita Dan Pemeriksaan Metode Iva (Inspeksi Visual Asam Asetat) Di Wilayah Kerja Puskesmas”, *Jurnal Pengabdian Sriwijaya*, hal.222–228.
- Shepherd, J., Peersman, G., Weston, R., & Napuli, I. (2000), “Cervical cancer and sexual lifestyle : a systematic review of health education interventions targeted at women”, vol.15(6), hal.681–694.
- Susanti, M.D.E., Tjandrasa, H., dan Fatichah, C. (2015), “Segmentasi Nukleus dan Sitoplasma pada Citra Smear Serviks menggunakan Kombinasi Metode Fuzzy C- Means Clustering dan Radiating Gradient Vector Flow Snake”, *Tugas Akhir*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Tan, P.N. & Steinbach, M., (2006), “Introduction to Data Mining”, *Pearson Education, Inc.*
- Wu,H.S.,Gil,J.,& Barba,J. (1998), "Optimal segmentation of cell images", *IEEE Proceedings of Vision, Image and Signal Processing*, vol.145(1), hal.50–56.
- Xu, C., & Prince, J. L. (1998), “Generalized gradient vector flow external forces for active contours”, vol.71, hal.131–139.
- Yang-Mao, S.F., Chan, Y.K. & Chu, Y.P. (2008), "Edge enhancement nucleus and cytoplasm contour detector of cervical smear images", *IEEE Transactions on Systems and Cybernetics*, vol.38(2), hal.353–366.










- Zhao, F., Jiao, L., & Liu, H. (2011), “Fuzzy c-means clustering with non local spatial information for noisy image segmentation”, vol.5(1), hal.45–56.
- Zhao, L., Li, K., Wang, M., Yin, J., Zhu, E., Wu, C., & Wang, S. (2016), “Automatic cytoplasm and nuclei segmentation for color cervical smear image using an efficient gap-search MRF”, *Computers in Biology and Medicine*, vol.71, hal.46–56.
- Zhao, X., Li, Y. & Zhao, Q. (2015), “Mahalanobis Distance Based on Fuzzy Clustering Algorithm for Image Segmentation”, *Digital Signal Processing*, vol.43, hal.8–16.

LAMPIRAN 1

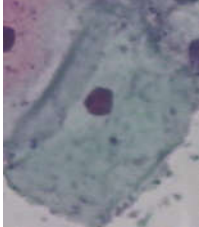


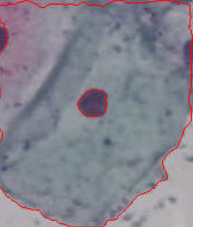
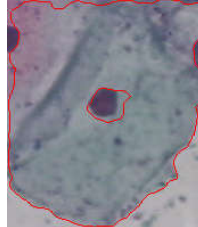
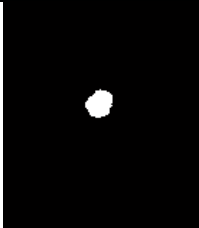
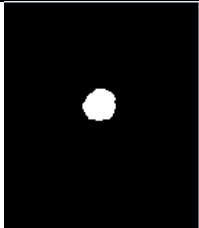

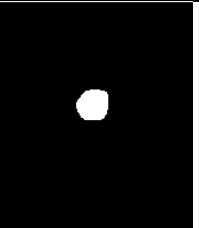






Contoh hasil segmentasi nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks menggunakan metode yang diusulkan dan beberapa metode pada penelitian sebelumnya. Baris ke 3 adalah hasil segmentasi nukleus dan baris ke 4 adalah hasil segmentasi sitoplasma.

1. Kelas *Carcinoma In Situ*





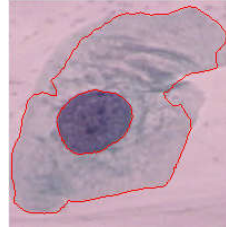
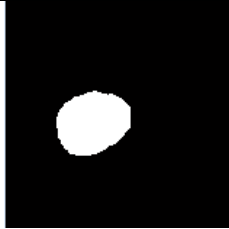
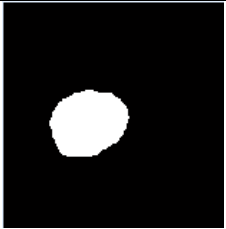


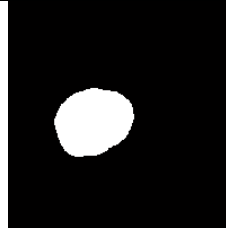





Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
'149147848-149147864-002'					
					
					

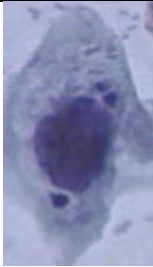
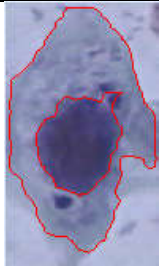
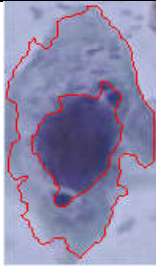






Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
149314453-149314507-001				GAGAL	GAGAL
					
					

2. Kelas *Normal Superficiel*


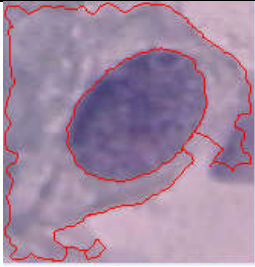
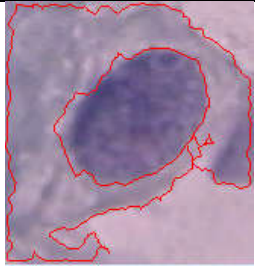
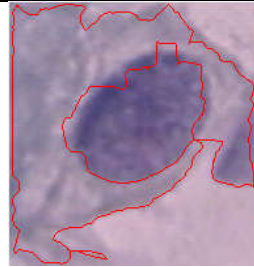
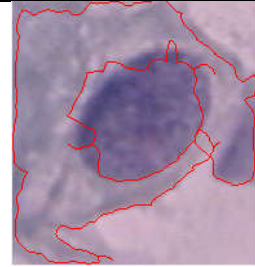
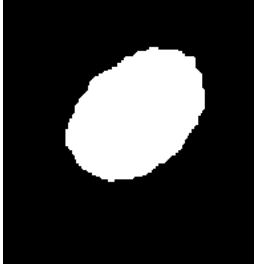









Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
157184850- 157184976-001					
					
					










3. Kelas *Light Dysplasia*

Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNNGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNNGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
148495553- 148495585-001					
					
					


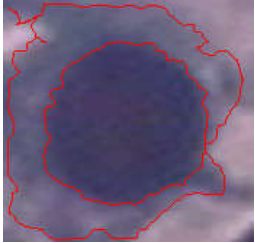

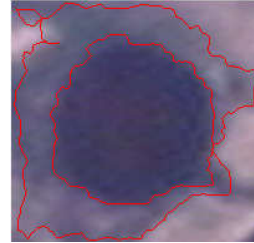
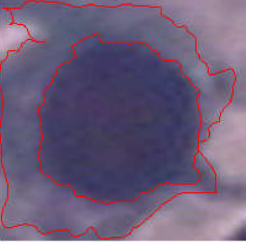
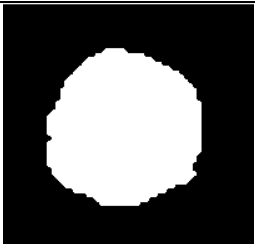
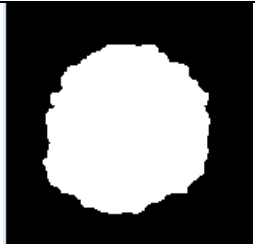

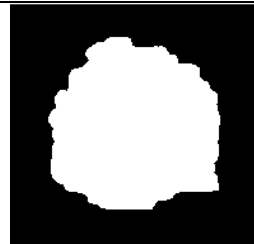
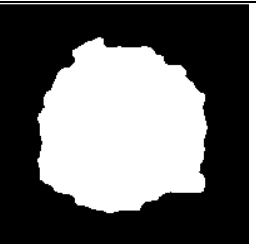





Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
'149053945- 149053983- 001				GAGAL	GAGAL
					
					










4. Kelas *Moderate Dysplasia*

Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
149013033- 149013072-001					
					
					



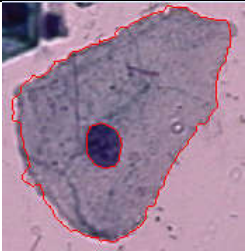


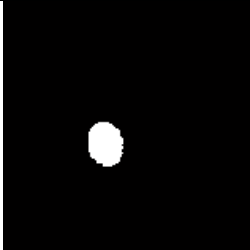
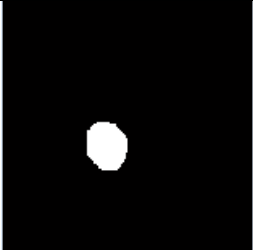

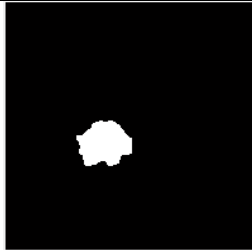
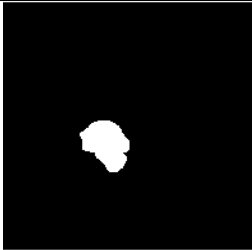



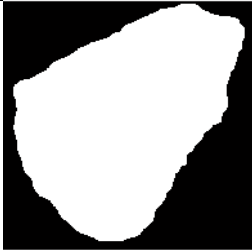
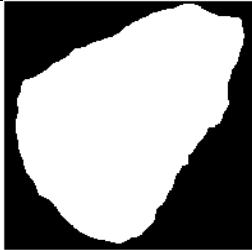
Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
148848523-148848559-004				GAGAL	GAGAL
					
					

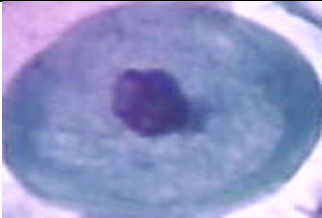
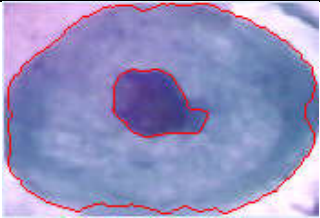
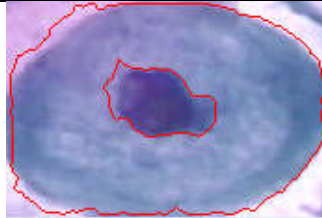






5. Kelas *Normal Columnar*

Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
157267059-157267072-001					
					
					





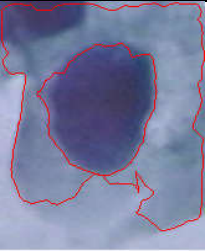
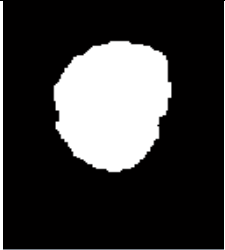









Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
153956444-153956458-002				gagal	gagal
					
					



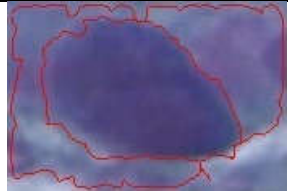






6. Kelas *Normal Intermediate*

Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
209522940-209522991-001					
					
					

Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
153956279-153956296-001				gagal	Gagal
					
					

7. Kelas *Severe Dysplasia*

Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
149056785- 149056797-001					
					
					

Nama Citra	Citra Asli & <i>groundtruth</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	CNGGVFS & FCM_NLS	GVFS & <i>K-means</i>	GVFS & FCM
149056321-149056360-001				Gagal	gagal
					
					

LAMPIRAN 2

Rata-rata akurasi dan ZSI Nukleus dan sitoplasma citra sel tunggal smear serviks

Kelas	Metode	Total citra yang di evaluasi	Rata-rata Akurasi		Rata-rata ZSI	
			Nukleus	Sitoplasma	Nukleus	Sitoplasma
<i>Normal Columnar</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	33 citra	0,8971	0,8051	0,8322	0,8364
	CNGGVFS & FCM_NLS	33 citra	0,8832	0,7887	0,81	0,8272
	RGVFS & FCM(Santi, 2015)	20 citra	0,8949	0,7947	0,8345	0,83
	RGVFS & <i>K-means</i> (Li, 2011)	20 citra	0,8813	0,796	0,8333	0,8291
<i>Normal Superficiel</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	3 citra	0,9949	0,8519	0,7971	0,8953
	CNGGVFS & FCM_NLS	3 citra	0,9943	0,8426	0,7829	0,8888
	RGVFS & FCM(Santi, 2015)	3 citra	0,9917	0,8408	0,7383	0,889
	RGVFS & <i>K-means</i> (Li, 2011)	3 citra	0,9884	0,8387	0,8173	0,8869
<i>Carcinoma in situ</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	67 citra	0,9181	0,7997	0,9062	0,849
	CNGGVFS & FCM_NLS	67 citra	0,8609	0,7995	0,843	0,8507
	RGVFS & FCM(Santi, 2015)	19 citra	0,9154	0,7901	0,896	0,8447
	RGVFS & <i>K-means</i> (Li, 2011)	20 citra	0,91	0,7791	0,8966	0,8354
<i>Normal intermediate</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	20 citra	0,9934	0,9373	0,8693	0,9507
	CNGGVFS & FCM_NLS	20 citra	0,9915	0,9285	0,8467	0,9441
	RGVFS & FCM(Santi, 2015)	15 citra	0,9907	0,9308	0,803	0,9437
	RGVFS & <i>K-means</i> (Li, 2011)	14 citra	0,9882	0,9352	0,791	0,9488

<i>Moderate Dysplasia</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	51 citra	0,9598	0,804	0,9258	0,8475
	CNGGVFS & FCM_NLS	51 citra	0,9341	0,7975	0,8833	0,845
	RGVFS & FCM(Santi, 2015)	20 citra	0,9549	0,7611	0,9158	0,8086
	RGVFS & <i>K-means</i> (Li, 2011)	19 citra	0,9536	0,7653	0,9071	0,8122
<i>Severe dysplastic</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	88 citra	0,9388	0,8111	0,9156	0,8558
	CNGGVFS & FCM_NLS	88 citra	0,9153	0,8121	0,8741	0,8619
	RGVFS & FCM(Santi, 2015)	17 citra	0,9301	0,7755	0,9052	0,8398
	RGVFS & <i>K-means</i> (Li, 2011)	17 citra	0,9311	0,7679	0,9052	0,8328
<i>Light Dysplasia</i>	RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	61 citra	0,9719	0,8346	0,9186	0,867
	CNGGVFS & FCM_NLS	61 citra	0,9598	0,8096	0,8891	0,8503
	RGVFS & FCM(Santi, 2015)	22 citra	0,9639	0,8354	0,9057	0,8646
	RGVFS & <i>K-means</i> (Li, 2011)	19 citra	0,9671	0,8344	0,916	0,8664

Jumlah rata-rata Akurasi dan ZSI dari seluruh kelas pada tiap metode

Metode	Rata-rata akurasi nukleus	Rata-rata akurasi sitoplasma	Rata-rata ZSI nukleus	Rata-rata ZSI sitoplasma
RCNGGVFS & FCM_NLS (Metode usulan)	0,9534	0,8348	0,8806	0,8716
CNGGVFS & FCM_NLS	0,9341	0,8255	0,847	0,8668
RGVFS & FCM (Santi, 2015)	0,9488	0,8183	0,8569	0,86
RGVFS & <i>K-means</i> (Li, 2011)	0,9456	0,8166	0,8666	0,8588

BIOGRAFI PENULIS



Nursuci Putri Husain. Anak pertama dari empat bersaudara, lahir 12 Mei 1993 di Kota Parepare dari pasangan Husain Halik S.Sos dan Hj.Rusneni. Mulai menjejak dunia pendidikan formal di TK DDI Parepare (1998), SDN 8 Kota Parepare (1999-2005), SMPN 2 Parepare (2005-2008), SMAN 1 Parepare (2008-2011), dan tahun 2011 terdaftar sebagai mahasiswa Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer, Jurusan Pendidikan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar. Kemudian, penulis melanjutkan pendidikan S2 jurusan Teknik Informatika di Institut Teknologi Sepuluh November (ITS) pada tahun 2015. Penulis dapat dihubungi melalui email: nursuciputrihusain@gmail.com.